

274

USO DO *BIG AND SAFE DIVIDENDS* PARA A FORMAÇÃO DE CARTEIRAS DE AÇÕES NO BRASIL

Mestre/MSc. Dêner Matheus da Silva Viana [ORCID iD](#), Doutor/Ph.D. Lauro Vinicio de Almeida Lima [ORCID iD](#), Doutor/Ph.D. Orleans Silva Martins [ORCID iD](#)

Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, Paraíba, Brazil

Mestre/MSc. Dêner Matheus da Silva Viana

[0000-0003-0901-4292](#)

Programa de Pós-Graduação/Course

Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis

Doutor/Ph.D. Lauro Vinicio de Almeida Lima

[0000-0001-5474-5655](#)

Programa de Pós-Graduação/Course

Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis

Doutor/Ph.D. Orleans Silva Martins

[0000-0002-4966-0347](#)

Programa de Pós-Graduação/Course

Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis

Resumo/Abstract

O estudo teve o objetivo de investigar a eficiência do *Big and Safe Dividends* (BSD) como estratégia de investimentos para a formação de carteiras de ações vencedoras no mercado brasileiro de ações. O BSD é um indicador desenvolvido por Carlson (2010) que permite a criação de ranking de melhores empresas para o recebimento de dividendos. A partir de sua adaptação para o mercado brasileiro, carteiras de ações foram formadas para esta análise, analisando-se sua geração de alpha. Para isso foram utilizados de dados coletados na Economatica e na Refinitiv para o período entre 2010 e 2020. Os resultados demonstram que todas as carteiras BSD apresentaram retornos superiores aos principais benchmarks (Ibovespa, Índice de Governança Corporativa e IBRx100), exceto ao índice de dividendos (IDIV). A carteira formada pelo ranking de 15 ações foi aquela que obteve maior retorno acumulado. Um “fator dividendos” foi construído e adicionados aos tradicionais modelos de fatores de risco, cuja análise demonstrou que o “fator dividendos” explicou a geração de retornos anormais, com alpha positivo e significativo ao nível de 1% de significância. Entre as contribuições deste estudo, destaca-se que é possível a obtenção de retornos anormais no Brasil por meio de uma estratégia baseada no *dividend investing*.



Modalidade/Type

Artigo Científico / Scientific Paper

Área Temática/Research Area

Contabilidade Financeira e Finanças (CFF) / Financial Accounting and Finance



USO DO *BIG AND SAFE DIVIDENDS* PARA A FORMAÇÃO DE CARTEIRAS DE AÇÕES NO BRASIL

RESUMO

O estudo teve o objetivo de investigar a eficiência do Big and Safe Dividends (BSD) como estratégia de investimentos para a formação de carteiras de ações vencedoras no mercado brasileiro de ações. O BSD é um indicador desenvolvido por Carlson (2010) que permite a criação de *ranking* de melhores empresas para o recebimento de dividendos. A partir de sua adaptação para o mercado brasileiro, carteiras de ações foram formadas para esta análise, analisando-se sua geração de alpha. Para isso foram utilizados de dados coletados na Economatica e na Refinitiv para o período entre 2010 e 2020. Os resultados demonstram que todas as carteiras BSD apresentaram retornos superiores aos principais benchmarks (Ibovespa, Índice de Governança Corporativa e IBRx100), exceto ao índice de dividendos (IDIV). A carteira formada pelo *ranking* de 15 ações foi aquela que obteve maior retorno acumulado. Um “fator dividendos” foi construído e adicionados aos tradicionais modelos de fatores de risco, cuja análise demonstrou que o “fator dividendos” explicou a geração de retornos anormais, com alpha positivo e significativo ao nível de 1% de significância. Entre as contribuições deste estudo, destaca-se que é possível a obtenção de retornos anormais no Brasil por meio de uma estratégia baseada no *dividend investing*.

Palavras-chave: Big and Safe Dividends; Dividend investing; Estratégia de Investimentos.

1. INTRODUÇÃO

No âmbito do mercado de capitais, ao longo dos anos, pesquisadores e profissionais do mercado financeiro vêm desenvolvendo diversas estratégias de investimento em ações, sendo muitas delas agrupadas de acordo com premissas básicas a respeito dos preços e do comportamento dos agentes econômicos (Palazzo, 2018). Esse conjunto de estratégias é frequentemente denominado de filosofias de investimentos (Damodaran, 2007), e permitem que investidores, fundos de investimentos e analistas utilizem diferentes abordagens para a composição de suas carteiras de investimentos, sobretudo em ações (Peralva, 2020).

Uma das filosofias de investimento mais comum é baseada na seleção de ações (*stock picking*), em que o investidor busca encontrar ações com melhores expectativas de desempenho ao longo do tempo para superar a média de retorno do mercado (Palazzo, 2018). Dessa forma, deve-se estabelecer critérios para selecionar as melhores ações, para refletir tais perspectivas de desempenho. Algumas estratégias de investimento utilizam diferentes conjuntos de critérios, sendo as mais conhecidas chamadas de *value investing* (investimento em valor) e *growth investing* (investimento em crescimento), como apontam Martins e Pontes (2022).

Estudos como os desenvolvidos por Nicholson (1960, 1968) e Fama e French (1992) fornecem abordagens alternativas para selecionar ações, conforme essas estratégias de investimento. Em que, as ações que apresentam P/L e P/VPA mais baixos que a média do mercado podem ser chamadas de ações de valor, por outro lado, as ações que têm múltiplos superiores à média do mercado são denominadas ações de crescimento.

Contudo, incluir os dividendos entre as estratégias de investimentos tradicionais (*value investing* e *growth investing*) é uma tendência que se observou nos mercados nos últimos anos (Martins & Pontes, 2022). As pesquisas trazem evidências que mostram que a contribuição dos dividendos para o retorno total de um investimento em ações é importante para os investidores (Chiang et., 2006; Dichev, 2007). Adicionalmente, Baker et al. (2020) afirmam que, tanto os

dividendos quanto os rendimentos de dividendos são fatores importantes quando os investidores escolhem ações. Neste contexto, surge a estratégia do *dividend investing*.

Fundamentalmente, Clemens (2013) define o *dividend investing* como uma estratégia na qual os investidores buscam por ações que ofereçam rendimentos de dividendos acima da média. Por implicação, tal estratégia privilegia empresas com potencial pagamento de dividendos altos e rentáveis. Para o autor, o *dividend investing* representa um subconjunto do universo mais amplo de investimento em valor. Além disso, os gestores de investimento que seguem o *dividend investing* normalmente selecionam suas ações entre aquelas ações de valor, as quais possuem uma qualidade percebida superior, frequentemente, elementos de persistência e sustentabilidade de dividendos. Essa estratégia também apresenta menor risco do que o mercado, demonstrando uma certa sobreposição com investimento de baixa volatilidade.

Além disso, evidências empíricas sustentam a ideia da preferência por dividendos (Blume, 1980; Gordon, 1959, 1963; Lintner, 1962); como também, há pesquisas que sugerem que os dividendos possuem poder preditivo sobre os retornos das ações (Ang & Bekaert, 2007; Fama & French, 1988; Goetzman & Jorion, 1993; Hodrick, 1992) e, finalmente, os estudos que indicam o *dividend investing* como uma estratégia de formação de carteiras para investimento (Arnott & Asness, 2003; Azanha, 2020; Bueno, 2002; Conover et al., 2016; Corso et al., 2012; Siegel, 2005; You et al., 2010). Dentre as estratégias baseadas no *dividend investing*, destaca-se a “*Dogs of the Dow*”, uma estratégia em que os investidores selecionam as dez ações do índice Dow Jones com o maior rendimento de dividendos. Tal estratégia se mostrou eficiente em diversos estudos conforme mostram McQueen et al. (1997) e Hirschey (2000) nos EUA. Além de outros países como na Austrália (Fin & Sheng, 2008), no Canadá (Visscher & Filbeck, 2003), na América Latina (Da Silva, 2001), mostrando que as ações com maiores rendimentos de dividendos apresentam os maiores retornos, superando o próprio índice de mercado.

Contudo, estudos similares apresentam resultados contrários, ou seja, apresentaram uma relação inversa entre as ações com alto rendimento de dividendos (*dividend yield*) e o retorno das ações, Filbeck e Visscher (1997) na Grã-Bretanha, e Corso et al. (2012) no Brasil, sustentando uma relação negativa entre aumento dos dividendos e o retorno acionário das companhias. Desse modo, percebe-se que ainda não há um consenso definitivo quando se utiliza apenas o *dividend yield* como critério de seleção de estratégia *dividend investing*.

De fato, existe um potencial problema, a utilização de um único múltiplo para selecionar as ações, nesse caso, o *dividend yield*. O indicador *dividend yield* corresponde aos dividendos pagos em relação ao preço da ação (DP/P). Para Damodaran (2012), os múltiplos que envolvem preço refletem o humor do mercado, implicando em valores equivocados, sejam superavaliados ou subavaliados, causando interpretações não confiáveis. Por exemplo, em determinado período, o *dividend yield* pode apresentar um valor alto, devido à uma desvalorização no preço da ação e não necessariamente porque a empresa distribuiu mais dividendos.

Uma forma de selecionar ações sob a perspectiva da estratégia do *dividend investing* seria por meio do *Big and Safe Dividends* (BSD), uma metodologia desenvolvida por Charles B. Carlson (2010). Em essência o *Big and Safe Dividends* é um índice composto por 10 indicadores (ou filtros) que permite a construção de um ranking das empresas que supostamente possuem o potencial de distribuir os maiores e mais seguros dividendos. A aplicação desse índice é útil, pois representa uma ferramenta direta na seleção das ações, dado que os 10 indicadores que o compõem são características das empresas e, portanto, pode indicar mais claramente o histórico e as expectativas sobre a empresa. Nesse sentido, o objetivo deste trabalho foi investigar a eficiência do Big and Safe Dividends (BSD) como estratégia de investimentos para a formação de carteiras de ações vencedoras no mercado brasileiro de ações.



2. DESENVOLVIMENTO DAS HIPÓTESES

A análise das demonstrações contábeis busca identificar atributos que são relevantes para as decisões de investimento. Pode-se dizer que um dos objetivos da análise é descobrir aspectos que ajudem determinar o valor da empresa a partir das demonstrações financeiras (Ou & Penman, 1989). Nesse sentido, Palepu et al. (2004) argumentam que a análise e utilização direta de informações contábeis são componentes essenciais no contexto de avaliação de empresas. Além disso, na busca por melhores oportunidades, os investidores necessitam de informações úteis para identificar quais são as empresas boas para aplicar seus recursos, Hendriksen e Breda (1999) afirmam que a informação contábil se destaca por reduzir a assimetria informacional e dar razoável suporte para que os riscos e incertezas sejam reduzidos. Adicionalmente, os valores ou fundamentos das empresas são indicados pelas informações nas demonstrações financeiras (Ou & Penman, 1989).

Considerando a relevância da análise de demonstrações contábeis no contexto de avaliação de empresas, diversos estudos trataram sobre o tema. Por exemplo, o trabalho seminal de Ball e Brown (1968) o qual destacam que os elementos contábeis são considerados relevantes para o valor porque estão estatisticamente associados aos preços das ações. Acrescenta-se ainda, os artigos desenvolvidos posteriormente indicando que as demonstrações contábeis capturam informações que estão contidas nos preços das ações e mantêm uma forte relação com o retorno das ações (Abarbanell & Bushee, 1997; Fama & French, 1992, 1993, 1998; Lakonishok et al., 1994; Lev & Thiagarajan, 1993; Mohanran, 2005; Piotroski, 2000).

Essas evidências são sustentadas pela análise fundamentalista, que se baseia no pensamento de que alguns investidores têm a capacidade de utilizar informações financeiras históricas de modo a elaborar estratégias de investimento lucrativas (Piotroski, 2005). Portanto, considera-se que uma análise mais sofisticada das demonstrações contábeis pode resultar em informações relevantes para a tomada de decisões (Galdi, 2008). Adicionalmente, a respeito da eficiência informacional das informações contábeis, a literatura sugere uma relação entre os números contábeis e os retornos das ações, como também o uso de estratégias de investimento baseadas em análise de balanço (Mohanran, 2005; Ou & Penman, 1989; Piotroski, 2000).

Uma alternativa para selecionar ações que apresentam melhor desempenho, aumentando a segurança de investidores no processo de formação de carteiras seria por meio de indicadores ou critérios financeiros que reflitam tais expectativas. Tal abordagem é denominada de *stock picking*, que conforme Palazzo et al. (2018), favorece a seleção de ações com expectativas de desempenho superiores à média do mercado. Na literatura, pode-se destacar vários estudos a respeito da utilização de indicadores ou de critérios financeiros para elaborar estratégias de investimento, por exemplo, a identificação de ações de valor (*value stocks*) ou de crescimento (*growth stocks*) (Fama & French, 1992; Nicholson, 1968). Ou e Penman (1989) identificaram que um conjunto de indicadores financeiros é capaz de prever lucros futuros e retorno das ações. Abarbanell e Bushee (1997) documentam que uma estratégia de investimento baseada em sinais financeiros ajuda os investidores a ganhar retornos anormais significantes.

E posteriormente, outra corrente de trabalhos foram desenvolvidos nessa mesma linha, como os clássicos estrangeiros sobre estratégias de investimento baseadas em análise das demonstrações contábeis (Mohanran, 2005; Piotroski, 2000;) em que aplicam a avaliação dos indicadores financeiros para um grupo específico de empresas. No Brasil, Galdi (2008) considerou analisar indicadores financeiros e de governança corporativa aplicando a metodologia de Piotroski (2000) e demonstrou a possibilidade de as empresas fortes financeiramente obterem retornos anormais. Werneck et al. (2010) também verificaram se a análise fundamentalista tem o mesmo poder dos modelos de precificação de ativos para prever retornos anormais futuros, utilizando Ohlson (1995) e Piotroski (2000).



Portanto, considera-se o uso de indicadores financeiros e múltiplos de ações no contexto da análise fundamentalista como uma ferramenta potencial para avaliar e selecionar títulos de empresas para investimento e construção de carteiras de ações (Galdi, 2008). Dentro dessa perspectiva, os indicadores ou critérios financeiros são elementos importantes para formação de carteiras e, o *Big Safe Dividends* pode ser considerado um fator de seleção, pois os elementos que o compõe são baseados nos fundamentos das empresas e nas suas expectativas de desempenho e dividendos futuros. Aliás, a análise baseada em dividendos é frequentemente utilizada como estratégia de investimento em ações (Börjesson & Lindström, 2019; Bueno, 2002; Clemens, 2013; Hodrick, 1992; Siegel, 2005). Dessa forma, têm-se a primeira hipótese da pesquisa, a qual supõe-se que:

H1: As carteiras de ações formadas a partir do *Big Safe Dividends* proporcionam retornos superiores aos principais índices de ações do mercado brasileiro.

Considerando os trabalhos supracitados que demonstraram que as ações selecionadas a partir de indicadores contábeis ou análise de balanço possui relação com maiores retornos (Galdi, 2008; Mohanram, 2005; Ou & Penman, 1989; Piotroski, 2000; Werneck, 2010) entre outros, como também as pesquisas desenvolvidas demonstrando a eficiência de uma estratégia de investimento baseada em dividendos (Da Silva, 2001; Fin & Sheng, 2008; Hirschey, 2000; McQueen et al., 1997; Visscher & Filbeck, 2003).

Como discutido em capítulos anteriores, as opiniões a respeito da influência dos dividendos sobre as cotações das ações ficaram divididas desde o clássico artigo de Miller e Modigliani (1961), a busca pela comprovação da relevância dos dividendos e sua relação com os retornos das ações representavam um desafio adicional, e assim, abriu espaço para discussão em vários estudos realizados posteriormente. Ainda, mesmo não havendo consenso, as evidências sugerem haver uma relação entre retornos esperados e os dividendos (Barberis & Huang, 2001; Blume, 1980; Clemens, 2013; Fama & French, 1988; You et al., 2010).

Sobre a formação de portfólios, desde Markowitz (1952), que descreve o processo decisório do investidor quando da tomada de decisão sobre a construção de portfólios de investimentos, houve uma contribuição em relação à composição do carteiras de ações, como a análise da correlação entre os ativos no portfólio, permitindo identificar os benefícios resultantes da diversificação e seu impacto na relação entre risco e retorno de investimentos. Por conseguinte, diferentes direcionamentos surgiram e foram explorados por outras pesquisas, levantando questionamentos, dúvidas e discussões sobre critérios, ou fatores que pudessem explicar os retornos dos ativos; o que acabou no desenvolvimento de modelos aprimorados em estudos posteriores (Carhart, 1997; Fama & French, 1992, 1993, 2015; Sharpe, 1964). Modelos como o CAPM de Sharpe (1964), Lintner (1965) e Black (1972) e o modelo de três fatores de Fama e French (1993) predominam na literatura e são bastante utilizados. O que tais modelos buscam, em essência, é tentar identificar os fatores que influenciam no retorno dos ativos.

Contudo, mesmo considerando as contribuições dos modelos CAPM e de três fatores de Fama e French (1993), evidências posteriores demonstram haver outras variáveis significativas na explicação dos retornos esperados das ações não capturadas pelos modelos. Nessa perspectiva, surgiram outros modelos com o intuito de avaliar e explicar o retorno das carteiras (até mesmo retornos anormais), por exemplo o modelo de precificação de ativos de 5 fatores.

O modelo de 5 fatores contempla o modelo de três fatores de Fama e French (1993) e acrescenta mais um quarto fator por meio da variável *WML* (prêmio de risco pelo momento) desenvolvido por Carhart (1997). Além dele, há a inclusão da variável *LIQ* (prêmio do fator de risco liquidez no período), proposto por Amihud (2002). No Brasil, algumas pesquisas

demonstraram que a significância de um ou mais fatores do modelo de Fama e French (1993) não é observada (Machado & Medeiros, 2011; Rogers & Securato, 2009;) podendo existir outros fatores que possam explicar os retornos das ações no mercado de capitais brasileiro. Nesse sentido, surge a segunda hipótese da pesquisa, em que se espera:

H₂: O *Big, Safe Dividends* (ou fator dividendos) é um fator significativo na explicação dos retornos das ações no Brasil.

Visto que, o conjunto de indicadores financeiros que compõem o *Big Safe Dividends* seguem a filosofia da análise fundamentalista ou análise de balanços, portanto, pode em alguma medida proporcionar ações com maiores retornos, bem como ajudar na explicação dos retornos das ações no mercado brasileiro.

3. METODOLOGIA

O universo deste estudo compreende todas as empresas com ações listadas na B3, sendo eliminadas, as empresas financeiras (devido às regulamentações próprias do setor, e estrutura de capital diferenciados). Considera-se apenas uma classe de ação (mais líquida) para as empresas que possuem mais de uma classe, obtendo-se um total de 347 empresas. Contudo, além disso, fez-se necessário eliminar as empresas com dados faltantes, o que impossibilitava a análise dos indicadores (filtros), o que levou há uma amostra final de 109 empresas.

Ressalta-se que houve restrição de algumas empresas devido ao indicador “Crescimento de Longo Prazo”, que considera empresas com cobertura de analistas. Sendo assim, considerou-se duas amostras para este estudo, a primeira com todos os filtros, inclusive a cobertura de analistas, e a segunda com todas as empresas, excluindo-se o filtro de cobertura dos analistas. As bases de dados utilizadas foram a Economatica e a Refinitiv para coleta de informações financeiras e de mercado, e a base de dados da NEFIN para coleta dos fatores de risco.

Para verificar o comportamento histórico das empresas e seus múltiplos, o período de análise corresponde ao intervalo entre janeiro de 2006 e dezembro de 2020, dado que alguns indicadores (filtros) necessitam de informações históricas de pelo menos 3 anos, sendo que a formação de carteiras iniciou a partir de 2010. Por seguinte, como os resultados do último trimestre de determinado ano normalmente são divulgados ao longo do começo do ano seguinte, (Palazzo et al., 2018), então os portfólios foram montados no primeiro dia útil de abril, sendo a composição da carteira realizada com base no preço de fechamento.

Com o intuito de obedecer à lógica de investimento no longo prazo, as carteiras são analisadas desde a primeira formação em abril de 2010, sendo rebalanceadas anualmente no início de abril de cada ano até o ano de 2020.

3.1. Aplicação do BSD para seleção de ações

A metodologia base para a seleção de ações são os indicadores BSD (*Big, Safe Dividends*) para composição da carteira. O *ranking* BSD é composto por 10 indicadores ponderados por percentuais específicos de acordo com a relevância de cada indicador. Essa ponderação permite a construção de um *ranking* para identificação das empresas com maiores *Scores*. Chama-se atenção para o indicador “variação tangível”, uma vez que a escolha desse filtro pelo autor não considera a importância dada aos ativos intangíveis ao longo da última década, e que estes são relevantes para criação de valor para as empresas. Dessa forma, para esta pesquisa, considera-se a variação tangível e intangível.

Contudo, conforme destacado brevemente na seção anterior, o indicador “Crescimento de Longo Prazo” é muito restritivo, dado as características específicas do mercado brasileiro, a

exemplo, grande parte das empresas não são acompanhadas por analistas. Isso acontece porque o mercado de ações não é tão maduro quanto em países desenvolvidos. É possível que se encontre tal informação, geralmente, fazendo referência a apenas um ano fiscal, e assim, para esta pesquisa foi considerado a previsão de lucro divulgada pelos analistas para um ano fiscal.

Além disso, como reduziria a amostra em uma quantidade significativa de dados, optou-se por analisar, também, as empresas de maneira geral, obtendo uma segunda amostra sem considerar esse filtro, fazendo uma adaptação. Isto é, excluímos este indicador de “Crescimento de Longo Prazo” e o peso atribuído a este indicador de 10% foi realocado para o “Crescimento dos Lucros”, por se considerar o crescimento histórico dos lucros das companhias, e apresentar uma medida razoável dada à disponibilidade das informações nesse contexto. Assim, os indicadores foram utilizados como critério de seleção dos ativos, conforme Tabela 1.

Tabela 1: Descrição dos indicadores (filtros) utilizados para selecionar as ações para compor as carteiras.

Indicadores	Fórmulas	Descrição
<i>Payout</i>	$\frac{\text{Dividendos totais pagos}_{it}}{\text{Lucro Líquido}_{it}}$	Dividendos pagos dividido pelo lucro líquido da empresa <i>i</i> no ano <i>t</i> .
Cobertura de Juros	$\frac{\text{Lucro Operacional (EBIT)}_{it}}{\text{Despesas Financeiras}_{it}}$	Lucro operacional antes do imposto de renda dividido pelas despesas financeiras da empresa <i>i</i> no ano <i>t</i> .
Fluxo de Caixa sobre o Lucro	$\frac{\text{Fluxo de Caixa Operacional}_{it}}{\text{Lucro Líquido}_{it}}$	Fluxo de caixa operacional sobre o lucro líquido da empresa <i>i</i> no ano <i>t</i> .
<i>Dividend Yield</i>	$\frac{\text{Dividendos Pagos por Ação}_{i,t}}{\text{Preço da ação}_{i,t-1}}$	Dividendos pagos por ação dividido pelo preço de fechamento do último dia de negociação de dezembro da ação <i>i</i> no ano <i>t</i> .
Desempenho Relativo	$\frac{\mu(R_{it})}{\mu(Rm_t)}$	$\mu(R_{it})$ é a média dos retornos da ação <i>i</i> no período <i>t</i> , sendo <i>t</i> os últimos 12 meses. $\mu(Rm_t)$ é a média dos retornos do principal índice de mercado (Ibovespa).
Variação Tangível e Intangível	$\frac{(im_t - im_{t-1}) + (in_t - in_{t-1})}{\text{Ativo Total}_{t-1}}$	Crescimento do ativo imobilizado e do ativo intangível entre os anos <i>t</i> - 1 e <i>t</i> dividido pelo ativo total no ano <i>t</i> .
Crescimento de Longo Prazo	$\frac{\text{Mediana de LPA}_{t+1}}{\text{LPA}_t} - 1$	Mediana das previsões dos analistas para o lucro por ação no ano <i>t</i> + 1 dividido pelo lucro por ação da empresa <i>i</i> no ano <i>t</i> .
Crescimento do Fluxo de Caixa	$\frac{\text{Fluxo de Caixa}_{it}}{\text{Fluxo de Caixa}_{it-3}} - 1$	Fluxo de caixa operacional da empresa <i>i</i> no ano <i>t</i> dividido pelo fluxo de caixa operacional médio dos últimos 3 anos.
Crescimento dos dividendos	$\frac{\text{Dividendos pagos}_{it}}{\text{Dividendos pagos}_{it-3}} - 1$	Dividendos pagos pela empresa <i>i</i> no ano <i>t</i> dividido pelos dividendos pagos médios nos últimos 3 anos.
Crescimentos dos Lucros	$\frac{\text{Lucro Líquido}_{it}}{\text{Lucro Líquido}_{it-3}} - 1$	Lucro líquido empresa <i>i</i> no ano <i>t</i> dividido pelo lucro líquido médio dos últimos 3 anos.

Fonte: Adaptado de Carlson (2010).

Em resumo, para esta pesquisa, o BSD foi formado pelos 10 indicadores, e como forma alternativa, uma segunda análise utilizando apenas 9 indicadores devidamente calculados com seus respectivos “pesos” ou “ponderações”, conforme mostra a Tabela 2, e a partir desses critérios foi possível a elaboração de um *ranking* das empresas com os melhores *scores BSD*.

Nota-se na Tabela 2 que, o indicador “Crescimento de Longo Prazo” não foi abordado para a segunda amostra (análise alternativa) desta pesquisa e seu respectivo peso está contemplando o indicador de “Crescimento dos Lucros”. Vale ressaltar que, para a composição do *ranking* representado pelo BSD é necessário que os resultados obtidos pelo cálculo de cada indicador para as empresas individualmente sejam representados em uma espécie de “grade”

ou uma nota, cujo a empresa com o maior indicador individual receberá nota 100, e as demais serão classificadas proporcionalmente em ordem decrescente.

Tabela 2: Filtros de Carlson (2010) adaptados para o mercado brasileiro de ações para as duas amostras.

Filtros e Pesos (Amostra 1)		Filtros e Pesos Adaptados (Amostra 2)	
Payout	30%	Payout	30%
Cobertura de Juros	10%	Cobertura de Juros	10%
Fluxo de Caixa sobre o Lucro	5%	Fluxo de Caixa sobre o Lucro	5%
Dividend Yield	5%	Dividend Yield	5%
Desempenho Relativo	10%	Desempenho Relativo	10%
Varição Tangível e Intangível	10%	Varição Tangível e Intangível	10%
Crescimento de Longo Prazo	10%	X	X
Crescimento do Fluxo de Caixa	5%	Crescimento do Fluxo de Caixa	5%
Crescimento dos Dividendos	10%	Crescimento dos Dividendos	10%
Crescimento dos Lucros	5%	Crescimento dos Lucros	15%
BSD	100%	BSD	100%

Por exemplo, suponhamos que estamos avaliando apenas duas empresas, que chamaremos de empresas “X” e “Y”, e tiveram um *payout* de 35% e 30% respectivamente. Nesse caso, a empresa “X” que possui maior indicador receberá uma nota 100, e a empresa “Y” receberá uma nota proporcional, neste caso 85,71. Considerando que o BSD, seja formado apenas pelo indicador *payout*, o índice BSD da empresa “X” seria de 30 ($100 * (30\% \text{ peso}) / 1$), ou seja, seria a nota 100 multiplicando o peso do *payout* que corresponde a 30%, dividido por 1, dado que neste exemplo estamos considerando o BSD formado apenas por 1 indicador, que seria o *payout*. Em contrapartida, o BSD da empresa “Y” seria de 25,71, dado $85,71 * (30\%) / 1$. Dessa forma, o *Big and Safe Dividends* (BSD) pode ser representado pela Equação 1.

$$BSD = \sum \frac{I \times W}{N} \quad (1)$$

Em que, o BSD representa o somatório dos indicadores classificados por notas (I) e ponderados com seus respectivos pesos (W), dividido pelo número de indicadores (N). Segundo Carlson (2010), deve-se priorizar as ações que possuam um *Score BSD* igual ou superior a 80,0. Nesse sentido, seguiu-se a mesma perspectiva nesta pesquisa, contudo, caso nenhuma ação alcance esse *Score* de 80, foi dado prioridade aos papéis que tiverem os maiores BSDs na seleção das ações para compor a carteira.

3.2. Formação de carteiras

Para formação das carteiras, buscou-se na literatura um suporte teórico que melhor justificasse a motivação de formar uma carteira de ações, bem como o número ideal de ações que poderiam fazer parte do portfólio. Para tanto, partiu-se da premissa de que um investidor deseja maximizar seu retorno e minimizar seu risco, e Markowitz (1952) demonstrou como a composição de uma carteira com mais de um ativo promovia a redução do risco total da carteira.

Fischer e Lorie (1970) verificaram que oito ativos já conseguem eliminar a parte mais significativa do risco não sistêmico, e não observaram explicitamente uma justificativa para o investidor construir uma carteira com mais de 10 ativos. Para Brito (1981), as vantagens oriundas da diversificação podem ser obtidas com pequenas carteiras compostas por cerca de 8 ações, sendo os efeitos positivos da diversificação desprezíveis para portfólios com mais de 15 ativos. Ceretta e Costa (1998) documentaram que, entre 1993 e 1997, uma carteira ingênua formada com 12 ações proporcionaria ao investidor a eliminação de mais de 52% do risco de

uma ação típica e 83% do risco que pode ser eliminado pela diversificação. Posteriormente, Martins e Gava (2009) verificaram que entre 1996 e 2008, uma carteira formada com apenas seis ações seria suficiente para apresentar risco menor do que o Ibovespa.

Conforme, Oliveira e de Paula (2008) observaram que 12 ativos resultam no grau ótimo de diversificação para investidores usuários de home brokers. Para Santiago e Leal (2015) as carteiras formadas com 6 a 16 ações são uma alternativa atraente em relação aos fundos de investimentos em ações para investidores com carteiras pequenas de ações. Devido às evidências apresentadas (Fischer & Lorie, 1970; Santiago & Leal, 2015) não se tem a pretensão de gerar carteiras plenamente diversificadas. Portanto, foram feitas as análises de elaboração de carteiras com 10, 15 e 20 ativos para os dois grupos de empresas. Isto é, foram elaboradas carteiras com as ações selecionadas contendo todos os filtros, inclusive, o “Crescimento de Longo Prazo” (*Rank_10*, *Rank_15* e *Rank_20*), bem como carteiras com 10, 15 e 20 ativos selecionadas sem esse filtro, conforme mencionado anteriormente (*R_Ad10*, *R_Ad15* e *R_Ad20*). Além disso, ao avaliar carteiras com poucos ativos permite gerar portfólios facilmente gerenciáveis, mesmo por investidores não sofisticados.

3.3. Métricas de análise

Para este trabalho, se predominará o interesse em um investimento de longo prazo, ou seja, uma abordagem “*buy and hold*”. Além do objetivo de longo prazo, o foco é identificar as empresas que supostamente seriam as pagadoras dos maiores e mais seguros dividendos, obviamente, os ganhos auferidos não consistem apenas nos dividendos, mas também do ganho de capital proporcionado por cada ativo. Nesse sentido, para o investidor que utiliza a estratégia de investimento de longo prazo, o cálculo do retorno mensal é dado pela Equação 2.

$$R_{it} = \frac{P_{i,t} + DIV_{i,t}}{P_{i,t-1}} - 1 \quad (2)$$

Sendo, R_{it} , retorno do ativo i no mês t ; $P_{i,t}$, representa o preço do ativo i no mês t ; $P_{i,t-1}$ representa preço do ativo i no mês $t - 1$ (preço inicial do ativo); $DIV_{i,t}$ corresponde aos dividendos pagos pelo ativo i no mês t .

Tendo em vista que, considerou-se que nas carteiras analisadas o risco idiossincrático já foi eliminado devido a diversificação, seu risco foi avaliado também em termos de beta, sendo mensurado seu alpha de Jensen (α) por meio das regressões dos retornos excedentes das carteiras sobre o ativo livre de risco contra o retorno excedente do Ibovespa sobre o ativo livre de risco.

O Alfa (α) de Jensen (1968) foi criado com base no CAPM, em que avalia o desempenho da carteira na relação entre o beta e o retorno ajustado pelo risco, analisando a diferença entre a rentabilidade obtida pela carteira e a rentabilidade esperada pelo CAPM, tendo o beta (β) como medida de risco não-diversificável (Guimarães Júnior et al., 2015), vide Equação 3.

$$\alpha = (R_i - R_f) - \beta_i(R_m - R_f) \quad (3)$$

Em que, R_i é o retorno esperado da carteira; R_f representa o retorno do ativo livre de risco; β_i representa o coeficiente de volatilidade entre o ativo e o mercado; R_m corresponde o retorno do mercado. Esta medida avalia o desempenho da carteira, medindo seu retorno, ajustado pelo risco, quando ocorre um resultado positivo significa que a carteira gerou um retorno maior que o esperado. Para calcular as regressões, utilizou-se a estimação por meio do método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), o qual consiste no modelo mais utilizado

para ajustar uma linha a um conjunto de pontos (Stevenson & Farias, 1981). Ademais, para correção dos erros padrão, foi utilizado o método Newey-West, por este ser robusto na presença de autocorrelação dos erros da regressão, além de ser comumente utilizado em estudos que adotam o MQO como método de estimação dos coeficientes.

Portanto, como esta pesquisa propõe adicionar o BSD (*Big, Safe Dividends*) como um critério relevante para formação de carteiras, foi incluído tal fator na equação para avaliar se este é um fator explicativo dos retornos das ações no mercado brasileiro. Dessa forma, será utilizado a seguinte equação para avaliar os retornos obtidos conforme Equação 4.

$$Ibov_t = \alpha + \beta_1 BSD_t + \beta_2 MKT_t + \beta_3 SMB_t + \beta_4 HML_t + \beta_5 WML_t + \beta_6 IML_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

Sendo, $Ibov_t$ é o retorno do índice Ibovespa no tempo t ; BSD_t representado pelas carteiras compostas com 10, 15 e 20 ativos. O MKT_t representa o prêmio pelo risco (retorno da carteira de mercado diminuído da taxa livre de risco) no ano t ; SMB_t sendo o *Small Minus Big* ou prêmio pelo fator tamanho no ano t , ou seja, a diferença entre a média de retorno das ações de empresas de menor porte e a média de retorno das ações de empresas de grande porte; HML_t representa o *High Minus Low* ou prêmio pelo fator, ou seja, a diferença entre a média de retorno das ações com alto índice de book-to-market e a média de retorno das ações com baixo índice book-to-market; WML_t que indica a média dos retornos das ações “*Winners Minus Losers*” ou prêmio pelo fator momento; e IML_t mede o volume médio de negociação da ação da empresa i , no período t , e finalmente, ε_{it} sendo o resíduo do modelo referente à carteira i no tempo t .

Finalmente, com o intuito de avaliar e explicar o retorno anormal das carteiras foi utilizado o modelo multifatorial de precificação de ativos de 5 fatores sendo considerado os 3 fatores de Fama e French (1992, 1993) que corresponde ao fator mercado (MKT), tamanho (SMB) e valor (HML), o fator momentum (WML) de Cahart (1997) e o fator (IML) de Amihud (2002) representando o prêmio do fator de risco de liquidez, conforme Equação 5.

$$BSD_t = \alpha + \beta_1 MKT_t + \beta_2 SMB_t + \beta_3 HML_t + \beta_4 WML_t + \beta_5 IML_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

4. RESULTADOS

A Tabela 3 apresenta um resumo estatístico dos indicadores (filtros) das empresas que foram escolhidas para formação das carteiras de ações no período de 2010 a 2020. Importante destacar que, as médias obtidas dos indicadores são influenciadas por valores extremos. Por essa razão, o foco da análise (Tabela 3) está nas medianas, que são menos afetadas pelos *outliers*. Para o primeiro grupo de empresas selecionadas a partir de todos os indicadores, destacam-se o “*Payout*” e o “*Dividend yield*”, indicando que, de acordo com a mediana as empresas distribuem 60,71% de seu lucro líquido em forma de dividendos, e estes dividendos geram uma rentabilidade de 7,90% por cento.

O indicador de “Cobertura de Juros” também ganha destaque (com 2,10), reforçando a importância de as empresas gerarem lucro bem acima das suas despesas financeiras e, portanto, não precisarão dispensar a distribuição dos dividendos devido ao pagamento de juros, dado que há uma folga razoável entre o lucro operacional em relação às despesas financeiras.

Em relação aos indicadores de crescimento, destaca-se o “Crescimento de Longo Prazo”, que mostra um percentual de 24,5% (mediana) em previsão crescimento dos lucros para o ano seguinte. Outro indicador que nos fornece um *insight* prévio a respeito da estratégia de investimento em ações de dividendos é o “Crescimento dos Dividendos” com 35,74% o que indica uma porcentagem relevante e até mesmo comum em índices de crescimento, dado que em determinado período as empresas paguem um dividendo bem abaixo do costume,

simplesmente, por obrigação legal ou até mesmo algum dispositivo em seu estatuto, contudo nos outros anos podem chegar a distribuir um volume bem maior, fazendo com que a proporção também aumente. Nota-se que o “Crescimento dos Dividendos” apresenta mediana maior que o “Crescimento dos Lucros” (15%), sugerindo uma maior persistência dos dividendos em relação ao lucro das empresas.

Tabela 3: Estatística descritiva das empresas selecionadas para compor as carteiras entre 2010 e 2020

Estatísticas	Painel A: Empresas selecionadas com todos os indicadores.				Painel B: Empresas selecionadas com os indicadores adaptados.			
	Med	DP	Máx	Mín	Med	DP	Máx	Mín
Payout	60,7%	119,0%	574,3%	9,1%	70,6%	243%	12,02	0,0%
Cobertura de Juros	2,105	6,63	34,96	0,114	1,975	11,56	53,59	-0,554
Fluxo de Caixa sobre o Lucro	2,319	10,34	55,05	0,591	2,3	12,7	64,45	-0,478
Dividend Yield	7,90%	154,10%	842,70%	0,04%	7,30%	344%	1763%	0,001%
Desempenho Relativo	0,995	18,68	99,1	-16,15	0,745	20,42	99,1	-22,33
Varição Tangível e Intangível	4,00%	15,18%	56,60%	-5,49%	4,30%	21%	92%	-5%
Crescimento de Longo Prazo	24,5%	219,8%	962,6%	-42,7%	-	-	-	-
Crescimento do Fluxo de Caixa	11,9%	34,8%	140,3%	-18,9%	15,8%	63%	291%	-25%
Crescimento dos Dividendos	35,7%	305,7%	1443,0%	-21,1%	39,4%	2404%	11547%	-21%
Crescimento dos Lucros	15,0%	79,5%	318,8%	-56,2%	20,3%	223%	973%	-81%
ScoreBSD	75,58	19,95	99,54	30,05	81,22	13,68	100	49,29

Nota: Para elaboração dessa tabela os dados passaram por um tratamento de winsorização com pontos de corte a 3%. Ainda assim, percebe-se valores muito extremos, expressando a variação dos números contábeis no Brasil.

Observa-se que, em relação as empresas selecionadas de maneira geral, sem o filtro “Crescimento de Longo Prazo” ou sem a obrigatoriedade de ser coberta por analistas. Os resultados são similares, inclusive, apresenta melhor índice “Payout” cerca de 70,6% dos lucros dessas empresas são distribuídos em forma de dividendos. Além disso, os indicadores de crescimento do fluxo de caixa, crescimento dos dividendos e crescimento dos lucros também se mostraram mais expressivos para essas empresas.

4.1. Estatísticas descritivas dos retornos das carteiras

A Tabela 4 apresenta as estatísticas descritivas das séries de retornos mensais das carteiras formadas a partir da estratégia de *ranking*, contendo 10, 15 e 20 ativos nas carteiras. Adicionalmente, foi incluído o Ibovespa (IBOV), o Índice de Dividendos (IDIV), o IBrX 100 e o Índice de Governança Corporativa (IGC) para comparação. Para as empresas selecionadas com todos os filtros, a série de retornos das carteiras formadas com 10 ativos (*Rank_10*), 15 ativos (*Rank_15*) e 20 ativos (*Rank_20*). Para análise alternativa, as carteiras formadas sem a cobertura por analistas, ou seja, sem a aplicação do filtro de “Crescimento de Longo Prazo”, cujas séries são representadas por *R_Adp10*, *R_Adp15* e *R_Adp20*.

Tabela 4: Retornos mensais das carteiras e dos benchmarks entre maio/2010 e abril/2021

Estatísticas	Média	Med	Desv. Pd	Mín	Máx	Sharpe
<i>Rank_10</i>	1,09%	0,69%	7,21%	-30,43%	29,44%	6,11
<i>Rank_15</i>	1,32%	0,67%	6,58%	-24,07%	26,86%	26,5
<i>Rank_20</i>	1,28%	0,86%	6,56%	-30,90%	24,57%	23,1
<i>R_Adp10</i>	1,27%	0,97%	7,18%	-32,67%	24,74%	10,7
<i>R_Adp15</i>	1,54%	1,07%	6,38%	-29,25%	22,67%	37,6
<i>R_Adp20</i>	1,35%	0,98%	6,42%	-29,79%	22,96%	20,0
IBOV	0,64%	0,56%	6,47%	-29,90%	16,97%	-11,8
IDIV	1,01%	0,89%	6,55%	-25,53%	20,60%	4,83
IBRX_100	0,86%	0,77%	6,12%	-30,09%	15,46%	-1,74
IGC	0,99%	0,87%	5,78%	-30,65%	14,86%	6,99



Nota: Salienta-se que o período analisado corresponde ao mês de maio de 2010 até abril de 2021, conforme explicado na seção 3.1 desta pesquisa. Contabilizando 132 meses, ou 11 anos de estudo.

De acordo com os resultados, a carteira formada pelas 15 melhores ações do *ranking* em ambos os grupos de empresas (*Rank_15*; *R_AdP15*) apresentaram a maior média de retorno mensal em comparação às outras carteiras e aos outros índices, inclusive, melhores retornos ajustados ao risco, conforme mostra o índice de Sharpe. Analisando, especificamente, apenas os retornos dos benchmarks, o índice IDIV apresentou a melhor média (mediana) em comparação com os outros índices, reforçando a eficiência de uma estratégia de investimentos baseadas em ações de dividendos.

Contudo, foram as carteiras formadas com apenas 10 ativos (*Rank_10*) que apresentaram o melhor retorno máximo dentre as carteiras e índices, seguida pela carteira com 15 ativos (*Rank_15*). Por outro lado, as carteiras formadas com 10 ativos (*R_AdP10*) apresentaram o pior retorno mínimo, ou seja, foi carteira que apresentou forte volatilidade dos retornos, conforme mostra o desvio padrão. Em relação ao risco, nota-se que o desvio padrão menor foi referente ao índice IGC em comparação às outras carteiras e outros índices. As carteiras com 10 (*Rank_10*; *R_AdP10*) e 15 (*Rank_15*; *R_AdP15*) ativos apresentaram desvios-padrão maiores que o Ibovespa, o IBRX100 e o IGC. Uma razoável explicação é dada pela quantidade de ações que compõem cada índice, o que promove maior diversificação quando comparado às carteiras com menos ativos, além de menor volatilidade dos retornos.

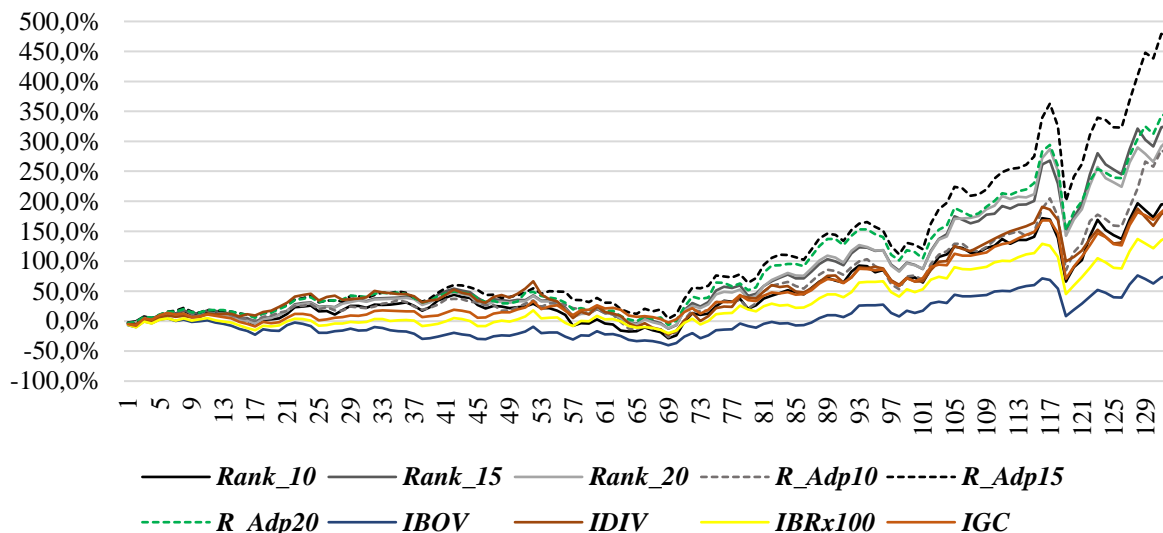
Conforme aponta os resultados, as carteiras formadas pela metodologia de *ranking* BSD apresentaram melhor desempenho em comparação com os outros *benchmarks* (Ibovespa, Idiv e o Ibrx), ou seja, sugerem melhor relação risco e retorno. Para verificar a eficiência da estratégia seguindo a filosofia dos investimentos de longo prazo, foi construído um gráfico com os retornos acumulados das carteiras formadas a partir dos indicadores e da metodologia de *ranking* (*Rank_10*, *Rank_15* e *Rank_20*), e de maneira alternativa para fins de análise, os retornos acumulados das carteiras de ações *R_AdP10*, *R_AdP15*, e *R_AdP20*. Dessa forma, foram adicionados os principais índices de mercado para comparação entre eles.

O Gráfico 1 apresenta os retornos acumulados das carteiras. O eixo y mostra a evolução dos retornos acumulados obtidos em cada uma das carteiras. O gráfico mostra que todas as carteiras formadas pela metodologia de *ranking* apresentaram melhores retornos acumulados ao longo dos anos. Mais especificamente, a carteira com 15 ativos (*R_AdP15*) apresentou o melhor resultado da comparação: O montante investido na carteira em abril de 2010 renderia aproximadamente 478% em março de 2021. Percebe-se que dentre os principais índices de mercado, o Ibovespa apresentou o pior desempenho, pouco mais de 76% ao longo dos anos.

Nota-se que as carteiras formadas com 15 ações (*Rank_15*), seguida pelas de 20 ações (*Rank_20*) e 10 ações (*Rank_10*), foco principal deste trabalho, apresentaram desempenho superior aos índices da bolsa brasileira, contudo não conseguiram vencer as carteiras adaptadas. Esse resultado sugere a possibilidade de encontrar boas ações que não estão sendo observadas por analistas, uma vez que estes profissionais são contratados para prestar informações sobre uma ação específica demandada por clientes, e nem sempre, esse papel é a melhor alternativa disponível no mercado. De maneira geral, conforme esperado, as carteiras formadas por meio da utilização de filtros adaptados ou não, fornecem maior rentabilidade. Dado que, na seleção das ações para formação das carteiras são considerados critérios com base em fundamentos econômicos e financeiros, e não apenas, baseados em critérios de liquidez ou volume de negociação como é o caso do índice Ibovespa e do Ibrx-100, por exemplo.

Gráfico 1: Retornos acumulados das carteiras de ações e dos Benchmarks no Brasil entre 2010 e 2020

Retornos Acumulados das Carteiras e os Principais Benchmarks



Nota: *Rank_10* é a série de retornos de 132 meses (11 anos) acumulados formada pela carteira com 10 ativos resultante dos filtros de Carlson seguindo a metodologia de ranking. *R_Adap10* é a carteira com 10 ativos resultante dos filtros de Carlson adaptados. O número 10 indica a quantidade de empresas no ranking, todas as demais carteiras seguem essa mesma lógica, com exceção dos índices de mercado.

A Tabela 5 apresenta os retornos das carteiras ao ano em comparação aos *benchmarks*. Esse tipo de análise ajuda a observar se, de fato, a estratégia foi eficiente ao longo dos anos, ou se um desempenho elevado em algum momento específico influenciou a série de retornos acumulados. Essa estratégia é comumente utilizada pelos fundos de investimentos, os quais precisam entregar resultados aos seus clientes frequentemente em períodos mais curtos. Em geral, percebe-se que os retornos acumulados foram influenciados por desempenhos em períodos específicos, especialmente, compensando os baixos desempenhos nos anos de 2013 e 2014. Contudo, na maioria dos anos, nota-se que as carteiras de dividendos formadas pela metodologia de *ranking* superaram o Ibovespa, o Ibrx100 e o IGC.

Tabela 5: Retornos anuais das carteiras e dos benchmarks durante o período de 2010 a 2020.

Painel A: Retornos anuais das carteiras por ranking e dos benchmarks										
Data	Rank_10	Rank_15	Rank_20	R_Adap10	R_Adap15	R_Adap20	Ibov	Idiv	Ibrx	Igc
2010	12,79%	19,47%	19,85%	14,68%	17,40%	18,34%	-2,07%	11,08%	1,37%	8,90%
2011	11,47%	14,10%	16,40%	12,35%	21,18%	18,34%	-6,52%	31,16%	-0,33%	1,18%
2012	4,39%	-1,19%	5,28%	2,29%	3,55%	3,65%	-9,56%	-0,32%	0,98%	5,50%
2013	-5,10%	-4,54%	-9,03%	-10,81%	-5,93%	-10,74%	-7,66%	-1,26%	-1,35%	-1,06%
2014	-17,23%	-3,37%	2,99%	2,77%	0,27%	-3,85%	8,92%	-13,40%	8,04%	10,14%
2015	9,61%	4,41%	-0,15%	-1,93%	12,02%	13,27%	-4,12%	-8,30%	-4,29%	-4,00%
2016	34,09%	31,03%	35,99%	39,53%	34,99%	38,59%	21,32%	39,29%	22,18%	22,19%
2017	22,39%	18,02%	19,19%	12,47%	19,32%	22,85%	31,67%	18,46%	31,19%	25,34%
2018	15,73%	14,62%	15,32%	16,19%	24,19%	16,53%	11,89%	18,92%	12,93%	13,83%
2019	-11,33%	2,45%	-2,10%	-0,46%	9,52%	0,95%	-16,45%	-7,18%	-15,12%	-9,89%
2020	55,86%	55,94%	49,91%	75,74%	69,49%	59,53%	47,69%	37,02%	51,25%	53,38%

Painel B: Número de vezes que as carteiras venceram os benchmarks						
Benchmark	Rank_10	Rank_15	Rank_20	R_Adap10	R_Adap15	R_Adap20
Ibov	9 (81,8%)	9 (81,8%)	9 (81,8%)	8 (72,7%)	9 (81,8%)	8 (72,7%)
Idiv	5 (45,5%)	8 (72,7%)	8 (72,7%)	7 (63,6%)	8 (72,7%)	7 (63,6%)
Ibrx	8 (72,7%)	8 (72,7%)	7 (63,6%)	8 (72,7%)	8 (72,7%)	8 (72,7%)
Igc	6 (54,5%)	8 (72,7%)	7 (63,6%)	7 (63,6%)	7 (63,6%)	7 (63,6%)

Destaca-se os retornos obtidos para o último ano (maio-2020 a abril-2021), embora estivesse em período de pandemia, os principais impactos ocorreram no início da crise, 1º e 2º trimestre de 2020. No entanto, de modo geral, o mercado se adaptou à crise e os preços foram se reajustando. Adicionalmente, com as informações divulgadas em abril, era possível analisar e identificar empresas que seriam menos prejudicadas, e garantir uma estratégia baseada em dividendos eficiente e segura. Além disso, esses achados reforçam a ideia de que o mercado não é eficiente na sua totalidade, e que os investidores não são totalmente racionais. Entretanto, parece haver uma melhora significativa, ou seja, uma forte recuperação de todo o mercado de ações durante esse período.

Dessa forma, as carteiras formadas por meio da metodologia do *BSD*, superaram o Ibovespa, principal índice da bolsa de valores brasileira, em 81,8% (*Rank_10*; *Rank_15*; *Rank_20*; *R_Adp15*), e 72,8% (*R_Adp10*; *R_Adp20*) das vezes. Olhando para as carteiras *BSD*, as configurações com todos os filtros foram as que mais venceram o Ibovespa nesse período (em 9 dos 11 anos). Adicionalmente, o índice *IDIV* conseguiu superar a carteira de 10 ativos formada pelo *BSD* (*Rank_10*), embora não tenha vencido as carteiras com 15 e 20 ativos. Ainda assim, os resultados sugerem que carteiras de ações de dividendos pode ser uma estratégia vantajosa no Brasil, em comparação aos outros índices de mercado, reforçando a relevância do *dividend investing* como uma filosofia alternativa de investimento.

4.3. Análise das regressões das carteiras e retornos anormais

Para analisar se a estratégia de seleção de ações por meio do *BSD* possui associação com os retornos das ações no Brasil, optou-se por analisar a série de retornos diários com um modelo de precificação de ativos. Neste caso, adotou-se o índice Ibovespa (*IBOV*) como variável explicada por esse representar o principal índice de ações da bolsa de valores brasileira e o *BSD* representando as carteiras de ações com 10, 15 e 20 ativos como variáveis explicativas (*Rank_10*; *Rank_15*; *Rank_20*), além dos 5 fatores de risco tradicionais dos modelos de precificação de ativos, conforme mencionado na metodologia.

A tabela 6 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no modelo de precificação de ativos, de modo a permitir que se tenha uma visão geral da variação dos valores obtidos. Nota-se que os retornos diários das carteiras formadas pelo *BSD* (*Rank_10*, *Rank_15* e *Rank_20*) em média, são muito próximos de 0 (zero). Contudo, apresentam retornos positivos, embora não seja um desempenho tão expressivo. Por outro lado, todos os fatores de risco, com exceção do fator momentum (*WML*), apresentam retornos negativos e próximos de 0 (zero).

Tabela 6: Estatística descritiva das variáveis do modelo de precificação de ativos

	Média	Mediana	Desvio Padrão	Máximo	Mínimo
<i>Rank_10</i>	0,000539	0,000553	0,01525	0,12834	-0,15040
<i>Rank_15</i>	0,000617	0,000912	0,01405	0,10445	-0,12407
<i>Rank_20</i>	0,000607	0,000659	0,01381	0,10010	-0,13913
<i>IBOV</i>	0,00030	0,000297	0,01596	0,13908	-0,14780
<i>MKT</i>	0,000074	0,000047	0,01425	0,13345	-0,14719
<i>SMB</i>	-0,000183	0,000054	0,00839	0,04799	-0,07589
<i>HML</i>	-0,000030	-0,000039	0,00801	0,04880	-0,05616
<i>WML</i>	0,000776	0,000992	0,00976	0,06747	-0,08508
<i>IML</i>	-0,000061	0,000095	0,00818	0,03806	-0,04793

Nota: *Rank_10* representa os retornos das carteiras formadas pelo *BSD* com 10 ativos. *Rank_15* representa os retornos das carteiras formadas pelo *BSD* com 15 ativos. *Rank_20* representa os retornos das carteiras formadas pelo *BSD* com 20 ativos.

As regressões foram estimadas pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Em seguida, foram efetuados os testes de Shapiro-Francia para a normalidade dos

dados e o teste de Breusch-Godfrey para identificar autocorrelação dos resíduos. Além disso, foi realizado o teste de Breusch-Pagan para identificar problemas de heterocedasticidade e o método proposto por Newey-West com 7 lags autoregressivos em função do número de observações, conforme destaca Greene (2012), para tornar os erros robustos na presença de autocorreção dos erros, ocorrência comum em séries temporais de retorno.

A tabela 7 apresenta os resultados das regressões para o Ibovespa (Ibov) em função das carteiras formadas pelo BSD com 10, 15 e 20 ativos. Em termos gerais, os modelos apresentam uma forte explicação, nota-se que os coeficientes de determinação R^2 e R^2 ajustado são bem próximos de 1 indicando que o modelo é adequado e explica muito da variação dos retornos do Ibov. Embora não seja comum coeficientes de determinação tão elevados neste tipo de pesquisa, acredita-se que ele está sendo influenciado pela carteira de mercado (prêmio) como um fator explicativo, uma vez que, corresponde ao próprio Ibovespa subtraído de uma taxa livre de risco.

Adicionalmente, as carteiras formadas pelo BSD, especialmente, as carteiras formadas com 15 ativos não apresentaram significância estatística com o retorno do Ibovespa, enquanto as carteiras com 10 e 20 ativos fornecem explicação marginal aos retornos do Ibov apresentando uma associação positiva e significativa a nível de 5% e 10%, respectivamente, além dos fatores de risco tradicionais (*MKT*, *SMB*, *HML*, *WML*, *IML*) que possuem associação ao nível de 1% de significância estatística. Contudo, o efeito das carteiras formadas pelo BSD é baixo, quando comparado seus coeficientes com os fatores de risco tradicionais, especialmente, os fatores “tamanho” (SMB) e “valor” (HML), que apresentam associação positiva e significativa com o retorno do Ibovespa. Além disso, em todos os modelos, o Ibov continua a gerar (α) alpha, o que indica a presença de retorno que não é explicado pelos fatores de risco, inclusive pelas carteiras BSD que foram inseridas nesta pesquisa.

Tabela 7: Retornos de mercado e aplicação do modelo de precificação de ativos.

R(Ibovespa)	Coefficiente	Newey-West Erro Padrão	p-valor		
Alpha	0.0002***	0.0000	0.000		
Rank_10	0.0192**	0.0081	0.019	Prob > F	0.0000
MKT	1.0268***	0.0089	0.000		
SMB	0.1363***	0.0156	0.000	R2	0.9708
HML	0.0802***	0.0093	0.000	R2 Ajustado	0.9707
WML	-0.0627***	0.0108	0.000		
IML	-0.2531***	0.0164	0.000	Nº Observações	2.710
R(Ibovespa)	Coefficiente	Newey-West Erro Padrão	p-valor		
Alpha	0.0002***	0.0000	0.000		
Rank_15	0.0147	0.0104	0.160	Prob > F	0.0000
MKT	1.0312***	0.0104	0.000		
SMB	0.1396***	0.0157	0.000	R2	0.9707
HML	0.0799***	0.0094	0.000	R2 Ajustado	0.9707
WML	-0.0627***	0.0109	0.000		
IML	-0.2541***	0.0165	0.000	Nº Observações	2.710
R(Ibovespa)	Coefficiente	Newey-West Erro Padrão	p-valor		
Alpha	0.0002***	0.0000	0.000		
Rank_20	0.0217*	0.0104	0.085	Prob > F	0.0000
MKT	1.0247***	0.0102	0.000		
SMB	0.1376***	0.0156	0.000	R2	0.9708
HML	0.0808***	0.0092	0.000	R2 Ajustado	0.9707
WML	-0.0634***	0.0117	0.000		
IML	-0.2547***	0.0156	0.000	Nº Observações	2.710

Nota: Os níveis de significância estatística são representados por *** a 1%, ** a 5%, e * a 10%.

Em relação aos fatores de risco é possível observar que o retorno do Ibovespa é sensível ao fator mercado (MKT), apresentando um coeficiente positivo com significância estatística de 1% em todas as estratégias analisadas. Isso porque, apesar de serem mensurados de modo diferente, ambos podem ser usados como referência para representar o mercado de ações brasileiro. Em seguida destaca-se o fator valor (HML) e o fator tamanho (SMB) indicando uma associação positiva aos retornos do Ibov a nível de 1%, sendo este último mais sensível às variações dos retornos do Ibov, dado seu coeficiente mais elevado em comparação com o fator valor (HML). Em adição, os fatores “momentum” (WML) e “liquidez” (IML) apresentaram relações negativas.

Na tabela 7 merecem destaque os “fatores dividendos”. Especialmente para as carteiras formadas com 10 e 20 ações, as quais apresentaram relações positivas e significantes. Isso demonstra que parte dos retornos do mercado (Ibovespa) é explicado pelo BSD, o qual representa as características qualitativas das empresas que pagam dividendos grandes e seguros. Esse fator, inclusive, pode guardar relação com a inversão do coeficiente do fator momentum, que usualmente tem relação positiva no Brasil.

Para avaliar se a estratégia de seleção de ações pelo fator BSD gera Alpha por meio de retornos anormais, o modelo de 5 fatores foi estimado contra os retornos das carteiras com 10, 15 e 20 formadas pelo ranking BSD, conforme Tabela 8. Em termos gerais, os modelos apresentam-se adequados, nota-se que os coeficientes de determinação R^2 e R^2 ajustado das regressões acima de 0.70, sendo o modelo com a carteira de 20 ativos com maior poder de explicação dos retornos. Além disso, foram efetuados os testes para a normalidade dos dados, autocorrelação dos resíduos e heterocedasticidade.

Tabela 8: Retornos anormais e aplicação dos modelos de precificação de ativos.

<i>Rank_10</i>	Coefficiente	Newey-West Erro Padrão	p-valor		
Alpha	0.00053***	0.0001	0.000		
MKT	0.9208***	0.0184	0.000	Prob > F	0.0000
SMB	0.3849***	0.0712	0.000	R2	0.7416
HML	-0.0666**	0.0293	0.023	R2-Ajustado	0.7411
WML	0.0088	0.0284	0.756	VIF	2.26
IML	0.0141	0.0491	0.773	Nº Observações	2.710
<i>Rank_15</i>	Coefficiente	Newey-West Erro Padrão	p-valor		
Alpha	0.00059***	0.0001	0.000		
MKT	0.8961***	0.0161	0.000	Prob > F	0.0000
SMB	0.2775***	0.0450	0.000	R2	0.8009
HML	-0.0621***	0.0218	0.005	R2-Ajustado	0.8005
WML	0.0138	0.0199	0.488	VIF	2.26
IML	0.0911**	0.0379	0,016	Nº Observações	2.710
<i>Rank_20</i>	Coefficiente	Newey-West Erro Padrão	p-valor		
Alpha	0.00055***	0.0001	0.000		
MKT	0.9089***	0.0109	0.000	Prob > F	0.0000
SMB	0.2777***	0.0417	0.000	R2	0.8428
HML	-0.0857***	0.0186	0.000	R2-Ajustado	0.8425
WML	0.0429**	0.0166	0.010	VIF	2.26
IML	0.0901***	0.0319	0.005	Nº Observações	2.710

Nota: Os níveis de significância estatística são representados por *** a 1%, ** a 5%, e * a 10%. *Rank_10* representa a carteira com 10 ativos; *Rank_15* a carteira com 15 ativos, e assim sucessivamente.

Os resultados apresentados nos modelos consistem na seguinte interpretação: quando o Alpha (α) é estatisticamente significativo, quer dizer que há alguma parte do retorno das ações



que não são explicados pelos tradicionais 5 fatores, isto é, a estratégia do BSD gera retornos anormais. Observa-se na Tabela 8 que todas as carteiras formadas pelo BSD (*Rank_10*, *Rank_15*, *Rank_20*) apresentaram retornos anormais positivos a um nível de 1% de significância estatística. Isso significa que a estratégia de investimento adotada nesta pesquisa é eficiente, pois consegue gerar valor no mercado acionário brasileiro além dos fatores de risco.

Adicionalmente, considerando os coeficientes do Alpha (α) das regressões, percebe-se que as carteiras com 15 e 20 ativos entregaram retornos superiores à carteira com apenas 10 ativos. Em termos econômicos, significa dizer que as carteiras com 15 e 20 ativos entregam, em média, 1,30% e 1,21% de retorno anormal ao mês respectivamente, retorno adicional que não é explicado pelos tradicionais fatores de mercado, enquanto a carteira com 10 ativos entregou, em média, 1,17% de retorno anormal por mês.

Acrescenta-se que o retorno das carteiras de dividendos é explicado pelo fator mercado (MKT) e pelo fator tamanho (SMB), o que sugere que as ações de dividendos geralmente apresentam associação com o prêmio de risco do ativo (MKT) e o tamanho da empresa (SMB). Também apresentaram associação positiva com o retorno das carteiras de dividendos o fator liquidez, demonstrando que os retornos mais altos do BSD estão associados à menor liquidez das ações. Por outro lado, o fator valor (HML) apresentou relação negativa em todas as estratégias, o que sugere que a estratégia de dividendos não está associada positivamente com as empresas de valor. Em relação ao fator momentum (WML), este não apresentou significância estatística em duas das estratégias, sugerindo que este fator não contribui na explicação de retorno das carteiras de dividendos com 10 e 15 ativos. Finalmente, o fator (IML) foi significativo apenas na estratégia de 15 e 20 ativos a nível de 5% e 1%, respectivamente, apresentando uma associação positiva. E para as carteiras contendo 10 ativos, essa relação não apresentou significância estatística.

5. CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo foi investigar a eficiência do *Big, Safe Dividends* (BSD) como estratégia de investimentos para a formação de carteiras de ações vencedoras no mercado brasileiro de ações. A partir dessa proposta, traçou-se duas hipóteses de pesquisa: As carteiras de ações formadas a partir do *Big Safe Dividends* proporcionam retornos superiores aos principais índices de ações do mercado brasileiro (H1); e o *Big, Safe Dividends* (ou fator dividendos) é um fator significativo na explicação dos retornos das ações no Brasil (H2).

De modo geral, os resultados demonstraram que o “fator dividendos” (BSD) é útil para selecionar ações vencedoras no mercado de ações brasileiro. As carteiras formadas pela metodologia de *ranking* do BSD em todas as estratégias (10, 15 e 20 ativos) apresentaram retornos superiores aos principais índices de ações do Brasil, não rejeitando a hipótese H1 desta pesquisa. Além disso, ao analisar o desempenho da carteira, constatou-se que houve geração de (α) alpha conforme os resultados da aplicação do modelo de cinco fatores, apontando a obtenção de retornos anormais. Portanto, o BSD mostrou-se eficiente na seleção de ações, pois conseguiu formar carteiras de ações com rentabilidade acima da média de mercado.

O fato dessa estratégia baseada no *dividend investing* ter se apresentado vantajosa, pode ser resultado de uma aplicação eficiente do fluxo de caixa de livre na forma de dividendos por parte das empresas selecionadas, o que impulsionou o forte desempenho dessas ações. Isto é, ao distribuírem altos dividendos, estas empresas retêm menos caixa, evitando assim que sejam desperdiçados em excessos de investimentos ou projetos ineficientes. Além disso, as informações contábeis extraídas para se avaliar os dividendos e a consistência destes ao longo do tempo, nos dão uma maior confiabilidade sobre o retorno desses investimentos.



Por outro lado, chama-se a atenção para as decisões dentro das empresas que possam afetar a estratégia de investir por dividendos, por exemplo, alteração na política de dividendos. Ou seja, mudanças repentinas ou suspensão do pagamento de dividendos pode afastar os investidores que preferem essas empresas, gerando uma pressão vendedora e negativa sobre o preço da ação, e conseqüentemente, um menor desempenho dessas ações. Isso é lógico, um corte dos dividendos de uma empresa pode transmitir sinais de que a empresa está tendo dificuldades, e que os dividendos históricos não são consistentes ao longo do tempo.

Ademais, os resultados mostram que o “fator dividendos” (BSD) ajudam a explicar o retorno das ações do Brasil, pelo menos nas carteiras formadas com 10 e 20 ativos. Desse modo, não se rejeita a hipótese H2 desta pesquisa. Isso sugere que, o “fator dividendos” é relevante para a formação de carteiras, e tem importância quando adicionado ao modelo de 5 fatores.

Por fim, o trabalho apresenta como principal contribuição a discussão do *dividend investing*, sobretudo no Brasil, dado que é um tema ainda pouco explorado. Analisando o comportamento de uma estratégia de investimento baseada em dividendos, apresentando uma metodologia alternativa para seleção de ações e formação de carteiras com bons desempenhos no Brasil. Além disso, essa estratégia se mostrou valiosa, especialmente em um mercado emergente, menos sólido, com uma quantidade limitada de empresas listadas, como é o caso da bolsa brasileira.

Além disso, reforça para os usuários da informação contábil a utilização de critérios sólidos e confiáveis para seleção de ações para compor carteiras, uma vez que já estão testados empiricamente. E por conseguinte podem assegurar um melhor desempenho. Inclusive, o uso de vários indicadores evita que os investidores caiam em armadilhas, como por exemplo: os dividendos não recorrentes ou *dividend yield* alto ocasionado por queda no preço da ação, isto é, em razão de perda de fundamentos.

Adicionalmente, tais contribuições serão relevantes para os participantes do mercado, investidores, gestores de fundos de investimentos, especialmente, para fundamentar suas teses de investimentos ou aplicar uma estratégia alternativa. Visto que o BSD detém uma boa análise fundamentalista por detrás, o que auxilia no momento de priorizar as ações com bom desempenho histórico, o que permite ter uma razoável perspectiva a respeito do futuro e continuidade da empresa, além da capacidade de entregar dividendos cada vez maiores e seguros.

REFERÊNCIAS

- Abarbanell, J. S., & Bushee, B. J. (1997). Fundamental analysis, future earnings, and stock prices. *Journal of accounting research*, 35(1), 1-24.
- Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects. *Journal of financial markets*, 5(1), 31-56.
- Ang, A., & Bekaert, G. (2007). Stock return predictability: Is it there?. *The Review of Financial Studies*, 20(3), 651-707.
- Arnott, R. D., & Asness, C. S. (2003). Surprise! Higher dividends= higher earnings growth. *Financial Analysts Journal*, 59(1), 70-87.
- Azanha, T. A. (2020). *Estratégia de investimento baseada em dividendos no mercado brasileiro* (Doctoral dissertation). Disponível em: <http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/29626/Disserta%C3%A7%C3%A3o%20Thiago.pdf>. Acesso em: março, 2021.
- Baker, H. K., De Ridder, A., & Råsbrant, J. (2020). Investors and dividend yields. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 76, 386-395.



- Ball, R., & Brown, P. (1968). An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of accounting research*, 159-178.
- Barberis, N., & Huang, M. (2001). Mental accounting, loss aversion, and individual stock returns. *the Journal of Finance*, 56(4), 1247-1292.
- Black, F. (1972). Capital market equilibrium with restricted borrowing. *The Journal of business*, 45(3), 444-455.
- Blume, M. E. (1980). Stock returns and dividend yields: Some more evidence. *The Review of Economics and Statistics*, 567-577.
- Börjesson, E., & Lindström, H. (2019). The Value of Dividends: The effect of dividend exposure on stock returns.
- de Brito, N. R. O. (1981). O efeito de diversificação de risco no mercado acionário brasileiro. *Revista de Administração*, 16(2), 108-121.
- Bueno, A. F. (2002). Os dividendos como estratégia de investimentos em ações. *Revista Contabilidade & Finanças*, 13, 39-55.
- Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance*, 52(1), 57-82.
- Carlson, C. B. (2010). *The Little Book of Big Dividends: A Safe Formula for Guaranteed Returns*. John Wiley and Sons.
- Ceretta, P. S. (2007). COMPORTAMENTO DO MERCADO DE AÇÕES NO PERILDO DE 1968-1997. *Revista de Negócios*, 3(2).
- Chiang, K., Frankfurter, G. M., Kosedag, A., & Wood, B. G. (2006). The perception of dividends by professional investors. *Managerial Finance*.
- Clemens, M. (2013). Dividend investing performance and explanations: a practitioner perspective. *International Journal of Managerial Finance*.
- Conover, C. M., Jensen, G. R., & Simpson, M. W. (2016). What difference do dividends make?. *Financial Analysts Journal*, 72(6), 28-40.
- Corso, R. M., Kassai, J. R., & Lima, G. A. F. S. (2012). Distribuição de dividendos e de juros sobre o capital próprio versus retorno das ações. *Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade (REPeC)*, 6(2).
- Damodaran, A. (2007). *Filosofias de investimento*. Qualitymark Editora Ltda.
- Damodaran, Aswath. *Investment valuation: Tools and techniques for determining the value of any asset*. John Wiley & Sons, 2012.
- Da Silva, A. L. (2001). Empirical tests of the Dogs of the Dow strategy in Latin American stock markets. *International Review of Financial Analysis*, 10(2), 187-199.
- Dichev, I. D. (2007). What are stock investors' actual historical returns? Evidence from dollar-weighted returns. *American Economic Review*, 97(1), 386-401.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1988). Dividend yields and expected stock returns. *Journal of financial economics*, 22(1), 3-25.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *the Journal of Finance*, 47(2), 427-465.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1993). Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of financial economics*, 33(1), 3-56.
- Fama, E. F., & French, K. R. (1998). Value versus growth: The international evidence. *The journal of finance*, 53(6), 1975-1999.
- Filbeck, G., & Visscher, S. (1997). Dividend yield strategies in the British stock market. *The European Journal of Finance*, 3(4), 277-289.
- Fin, L. A. F., & Sheng, Y. T. (2008). 'Dogs of the Dow' Down Under. *AJAF*, (3), 30.

- Fisher, L., & Lorie, J. H. (1970). Some studies of variability of returns on investments in common stocks. *The Journal of Business*, 43(2), 99-134.
- Galdi, F. C. (2008). *Estratégias de investimento em ações baseadas na análise de demonstrações contábeis: é possível prever o sucesso?* (Doctoral dissertation, Universidade de São Paulo).
- Gordon, M. J. (1959). Dividends, earnings, and stock prices. *The review of economics and statistics*, 99-105.
- Gordon, M. J. (1963). Optimal investment and financing policy. *The Journal of finance*, 18(2), 264-272.
- Goetzmann, W. N., & Jorion, P. (1993). Testing the predictive power of dividend yields. *The Journal of Finance*, 48(2), 663-679.
- Greene, W. H. (2012) *Econometric Analysis* 7th ed (International).
- Júnior, F. R. F. G., de Montreuil Carmona, C. U., & de Almeida Guimarães, L. G. (2015). CARTEIRAS FORMADAS POR MEIO DE VARIÁVEIS FUNDAMENTALISTAS APRESENTAM BOM DESEMPENHO DE MERCADO?. *Gestão & Regionalidade*, 31(91), 87-104.
- Hendriksen, E. S., & Van Breda, M. F. (1999). Teoria da contabilidade; tradução de Antonio Zoratto Sanvicente. *São Paulo: Atlas*, 277-297.
- Hirschey, M. (2000). The “dogs of the Dow” myth. *Financial Review*, 35(2), 1-16.
- Hodrick, R. J. (1992). Dividend yields and expected stock returns: Alternative procedures for inference and measurement. *The Review of Financial Studies*, 5(3), 357-386.
- Jensen, M. C. (1968). The performance of mutual funds in the period 1945-1964. *The Journal of finance*, 23(2), 389-416.
- Lakonishok, J., Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1994). Contrarian investment, extrapolation, and risk. *The journal of finance*, 49(5), 1541-1578.
- Lev, B., & Thiagarajan, S. R. (1993). Fundamental information analysis. *Journal of Accounting research*, 31(2), 190-215.
- Lintner, J. (1962). Dividends, earnings, leverage, stock prices and the supply of capital to corporations. *The review of Economics and Statistics*, 243-269.
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-47.
- Machado, M. A. V. (2009). Modelos de precificação de ativos e o efeito liquidez: Evidências empíricas do mercado acionário brasileiro.
- Mohanram, P. S. (2005). Separating winners from losers among lowbook-to-market stocks using financial statement analysis. *Review of accounting studies*, 10(2), 133-170.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Martins, H., & Gava, A. (2009). Quantas ações são necessárias para se obter um portfólio diversificado no mercado de ações brasileiro. *Um estudo empírico. XXIX Encontro Nacional De Engenharia De Produção. Salvador, BA, Brasil. Recuperado de http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2009_TN_WIC_093_631_13430.pdf.*
- Martins, O., & Pontes, F. (2022). O investidor em ações de dividendos. São Paulo: Ed.
- McQueen, G., Shields, K., & Thorley, S. R. (1997). Does the “Dow-10 Investment Strategy” beat the dow statistically and economically?. *Financial Analysts Journal*, 53(4), 66-72.
- Nicholson, S. F. (1960). Price-earnings ratios. *Financial Analysts Journal*, 16(4), 43-45.
- Nicholson, S. F. (1968). Price ratios in relation to investment results. *Financial Analysts Journal*, 24(1), 105-109.



- Ohlson, J. A. (1995). Earnings, book values, and dividends in equity valuation. *Contemporary accounting research*, 11(2), 661-687.
- de Oliveira, F. N., & de Paula, E. L. (2008). Determinando o grau ótimo de diversificação para investidores usuários de home brokers. *Brazilian Review of Finance*, 6(3), 439-463.
- Ou, J. A., & Penman, S. H. (1989). Financial statement analysis and the prediction of stock returns. *Journal of accounting and economics*, 11(4), 295-329.
- Palazzo, V., Savoia, J. R., Securato, J. R., & Bergmann, D. R. (2018). Análise de carteiras de valor no mercado brasileiro. *Revista Contabilidade & Finanças*, 29, 452-468.
- Palepu, K. G., Healy, P. M., Bernard, V. L. (2004). Business analysis and valuation: using financial statements. 3rd ed. Ohio: South-Western College Publishing.
- Peralva, V. M. (2020). Múltiplos de ações e indicadores financeiros para seleção de carteiras: uma análise para o mercado acionário brasileiro. *Brazilian Journal of Business*, 2(3), 2006-2027.
- Piotroski, J. D. (2000). Value investing: The use of historical financial statement information to separate winners from losers. *Journal of Accounting Research*, 1-41.
- Piotroski, J. D. (2005). Discussion of “separating winners from losers among low book-to-market stocks using financial statement analysis”. *Review of Accounting Studies*, 10(2), 171-184.
- Santiago, D. C., & Leal, R. P. C. (2015). Carteiras igualmente ponderadas com poucas ações e o pequeno investidor. *Revista de Administração Contemporânea*, 19, 544-564.
- Securato, J. R., & Rogers, P. (2009). Estudo comparativo no mercado brasileiro do capital asset pricing model (CAPM), modelo 3-fatores de Fama e French e reward beta approach. *Revista de Administração Contemporânea*, 3(1), 159-159.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, 19(3), 425-442.
- Siegel, J. J. (2005). *The future for investors: Why the tried and the true triumphs over the bold and the new*. Currency.
- Stevenson, W. J. (1981). Estatística aplicada à administração. In *Estatística aplicada a administração* (pp. 495-495).
- Visscher, S., & Filbeck, G. (2003). Dividend-yield strategies in the Canadian stock market. *Financial Analysts Journal*, 59(1), 99-106.
- Werneck, M. A., Nossa, V., Lopes, A. B., & Teixeira, A. J. (2010). Estratégia De Investimentos Baseada Em Informações Contábeis: Modelo Residual Income Valuation-Ohlson Versus Rscore–Piotroski. *Advances in scientific and applied accounting*, 141-164.
- You, C. F., Lin, S. H., & Hsiao, H. F. (2010). Dividend yield investment strategies in the Taiwan stock market. *Investment management and financial innovations*, (7, Iss. 2 (contin.)), 189-199.