

Estratégias de upside participation e downside protection para otimização de carteiras no mercado acionário brasileiro

WENDEL MOREIRA DUARTE

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS (CEFET/MG)

wmoreiraduarte@gmail.com

FELIPE DIAS PAIVA

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS (CEFET/MG)

felipedpv@hotmail.com

RODRIGO TOMAS NOGUEIRA CARDOSO

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS (CEFET/MG)

rodrigoc@des.cefetmg.br

ESTRATÉGIAS DE *UPSIDE PARTICIPATION* E *DOWNSIDE PROTECTION* PARA OTIMIZAÇÃO DE CARTEIRAS NO MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO

RESUMO

O presente trabalho pretende verificar a efetividade da adoção de estratégias voltadas à maior participação em movimentos de alta e/ou maior proteção contra perdas como critério de seleção de ativos para compor os portfólios. Para tanto, pretende avaliar o desempenho de carteiras montadas por meio aplicação do modelo de otimização de Markowitz, dado um universo reduzido de ativos com base nas estratégias estipuladas, em comparação a uma aplicação do modelo de otimização de Markowitz, considerando todos os ativos da amostra e o desempenho de um índice de mercado. A amostra de dados baseia-se em ativos do índice Ibovespa que apresentaram negociação em todos os dias de pregão da Bolsa de Valores de São Paulo no período de 03/10/2011 a 29/12/2016. Os resultados mostram que as carteiras montadas com base na estratégia de prover maior participação em movimentos de alta apresentaram melhores resultados que a aplicação simples do modelo de Markowitz, que o índice de mercado e as demais estratégias. O uso dessa estratégia também produziu carteiras com menor cardinalidade, o que é indicativo de menores gastos com custos de transação.

Palavras-chave: Teoria da seleção de portfólios, investimentos, *upside participation*, *downside protection*, Ibovespa.

1 INTRODUÇÃO

O objetivo da gestão ativa de investimentos é escolher os melhores ativos para se investir e para compor uma carteira que proporcione um retorno superior ao índice de mercado considerado como referência. O que a priori poderia ser considerado um processo intuitivo não guarda nada de trivial, dada a complexidade do mercado com as inúmeras opções de escolhas e combinações, fatores que demandam do gestor habilidade e conhecimento de ferramentas que possam auxiliar nessa tarefa.

É sabido que o processo e as ferramentas usadas na tomada de decisão para formulação de uma gestão de investimentos de sucesso têm sido objeto de estudo da moderna teoria de finanças nas últimas décadas. Muito se tem feito, principalmente com os avanços nos recursos computacionais e abordagens interdisciplinares, contudo ainda há um longo caminho a ser trilhado para que se encontre uma orientação definitiva para as melhores práticas de gestão de ativos (Farr, 2006; Jacobsen, 2011, 2017; Jarrow, 2010; Sharpe, 1991).

Uma abordagem bastante incipiente, mas que tem demonstrado promissores resultados (Alonso & Barnes, 2016; Cloutier Jr & Xu, 2015; Qian, 2015), apregoa que as tarefas da gestão ativa são prover maior participação em movimentos de alta e proteger contra tendências de baixa (“*upside participation and downside protection*”). Esse termo ganhou destaque entre os praticantes do mercado, principalmente após a última crise financeira. No âmbito acadêmico, essa discussão tomou forma recentemente, através do estudo de Qian (2015), no qual o autor apresenta uma proposta de abordagem quantitativa para se mensurar os possíveis posicionamentos dos atuantes do mercado que seguem essa filosofia.

Valendo-se dessa recente proposição, o estudo se concentra na questão do que é mais efetivo, priorizar defesa contra movimentos de queda que atingem um patamar abaixo de uma referência de mercado ou optar por ações que busquem acompanhar movimentos que superem um patamar de referência, ou, ainda, se posicionar entre as duas linhas de ação. Destaca-se que a literatura atual ainda possui poucos trabalhos que utilizam essa abordagem, seja como uma aplicação direta, como métrica para otimização ou composição de carteiras, ou seja como medidas de desempenho de estratégias ou modelos de operação no mercado.

Em meio a esse contexto, o presente trabalho pretende verificar a efetividade da adoção de estratégias voltadas à maior participação em movimentos de alta e/ou maior proteção contra perdas como critério de seleção de ativos para compor os portfólios. Para isso, pretende avaliar o desempenho de carteiras montadas por meio aplicação do modelo de otimização de Markowitz, dado um universo reduzido de ativos com base nas estratégias estipulada. Toma-se para comparação uma aplicação do modelo de otimização de Markowitz, considerando todos os ativos da amostra e o desempenho de um índice de mercado.

A análise será feita com base no mercado de ações de brasileiro, sendo consideradas as seguintes estratégias: prover maior participação em movimentos de alta, prover proteção contra tendências de baixa e prover proteção contra tendências de baixa sem abdicar da participação em movimentos de alta. A pesquisa irá valer-se de discussões presentes na literatura sobre a forma de quantificar essas estratégias e irá contribuir com uma proposta de uso dessas métricas ainda não contempladas no campo de estudo relevante.

O trabalho está estruturado da seguinte forma: a seção 2 apresenta o arcabouço teórico básico utilizado e a seção 3 trata da metodologia, onde são definidas as estratégias para a escolha dos ativos e operação, detalhadas as estratégias de coleta e análise de dados escolhidos e apresentada a descrição dos dados da amostra. A seção 4 faz a discussão e a análise dos resultados e a seção 5 traz as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 O modelo de média-variância

Um marco para os estudos em finanças, o trabalho de Markowitz (1952), reconhecido como precursor da moderna teoria de finanças, apresentou uma proposta matemática com o propósito de os investidores maximizarem o retorno e minimizarem o risco dos seus portfólios por meio da diversificação dos mesmos. De acordo com Medeiros, Passos e Vasconcelos (2014), a teoria de Markowitz visa minimizar a volatilidade condicional esperada do portfólio, dado um determinado retorno condicional esperado e a covariância dos ativos.

Dessa forma, o modelo de média-variância (MV) pode ser expresso por meio de uma formulação multiobjetiva de otimização, que buscará um ótimo local com o intuito de minimizar o risco e maximizar o retorno esperado. Essa geração de um conjunto de soluções ótimas é denominada de fronteira eficiente de investimentos. As equações 01 a 04 descrevem de maneira formal o modelo:

$$\begin{matrix} \text{Min} \\ w_1, \dots, w_n \end{matrix} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \quad (01)$$

$$\begin{array}{l} \text{Max} \\ w_i, \dots, w_n \end{array} \sum_{i=1}^n w_i \mu_i \quad (02)$$

$$\text{Sujeito a:} \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (03)$$

$$0 \leq w_i \leq 1, \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (04)$$

Onde:

w_i = proporção do valor inicial investido no portfólio para o ativo i ;

w_j = proporção do valor inicial investido no portfólio para o ativo j ;

σ_{ij} = covariância entre os ativos i e j ;

μ_i = retorno esperado do ativo i .

O mesmo conjunto ótimo de ativos também poderá ser alcançado por meio de uma formulação mono-objetiva. Para isso, introduz-se ao modelo uma variável que representa a aversão ao risco do investidor, fator este que vai descrever o comportamento do investidor frente às opções de investimento de risco. As equações 05 a 07 apresentam o problema:

$$\begin{array}{l} \text{Min} \\ w_i, \dots, w_n \end{array} \lambda \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \right] - (1 - \lambda) \left[\sum_{i=1}^n w_i \mu_i \right] \quad (05)$$

$$\text{Sujeito a:} \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (06)$$

$$0 \leq w_i \leq 1, \quad \forall i = 1, \dots, n \quad (07)$$

Onde:

λ = coeficiente de aversão ao risco;

w_i = proporção do valor inicial investido no portfólio para o ativo i ;

w_j = proporção do valor inicial investido no portfólio para o ativo j ;

σ_{ij} = covariância entre os ativos i e j ;

μ_i = retorno esperado do ativo i .

Assim, se por um lado a solução proposta por Markowitz traz como resultado a chamada fronteira eficiente de investimentos, por outro, não indica um ponto exato de investimento a ser tomado. Markowitz (1952) afirma que as médias, variâncias e covariâncias de ativos podem ser estimadas por meio de análises estatísticas e da segurança do julgamento do analista. A partir desse ponto, um conjunto de combinações de média-variância podem ser derivados e apresentados ao investidor para associar a combinação de risco-retorno desejada. Assim, fica a cargo do investidor e suas características como tomador de risco, ou não, a escolha por um ponto dentre as soluções possíveis.

Uma forma muito comum na literatura de definir esse ponto é a escolha da melhor relação entre retorno esperado por unidade de risco assumida. Essa abordagem foi proposta por Sharpe (1966, 1994), e é conhecida como índice de Sharpe (IS). Assim, a escolha nessa concepção será dada pelo ponto em que se obtém a maior quantidade de retorno por unidade de risco tomada, assumindo uma taxa livre de risco na operação. O modelo para essa operação é apresentado na equação 08:

$$Max IS = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \quad (08)$$

Onde:

R_p = retorno esperado de um portfólio;

R_f = taxa livre de risco;

σ_p = desvio padrão de um portfólio.

Em suma, atualmente ainda existe grande aplicabilidade do modelo MV tanto no âmbito acadêmico quanto no mercado. Lee (2011) ressalta que não existe um consenso sobre a melhor estratégia de investimento, mas a discussão sobre a efetividade das diversas estratégias nos diversos mercados é viva na atualidade. Para o autor, algumas abordagens emergentes, tais como propostas de alocação de ativos baseadas em risco, são apenas casos particulares dentro de um universo de eficiência pautado em termos de retorno e risco. Sendo assim, o modelo MV continua sendo a melhor métrica para avaliação de portfólios.

2.2 Medidas de *upside participation and downside protection*

Conforme Qian (2015, 2016), o termo “*upside participation and downside protection*” tem sido um dos objetivos da gestão ativa de portfólios, que ganhou muita relevância na comunidade de investimento nos últimos tempos, principalmente após a última crise financeira. De uma forma geral, o termo abarca a ideia de uma gestão que deve auferir ganhos em movimentos de alta e proteger os recursos dos momentos de queda.

Qian (2016) lista três caminhos possíveis em torno desse objetivo. O primeiro é focar em estratégias de baixa volatilidade, promovendo proteção contra grandes perdas, mas também correndo o risco de abdicar dos grandes retornos. O segundo caminho é focar os investimentos em estratégias que buscam maiores ganhos, estando suscetíveis a operações de maior volatilidade. A terceira opção é buscar uma ponderação entre os dois caminhos, o que parece ser o mais razoável sob um olhar intuitivo.

Para isso, Qian (2015) apresenta uma proposta de abordagem quantitativa para tratar dos pontos discutidos acima, de forma a possibilitar a mensuração desses conceitos. Neste sentido, o autor faz uma discussão das implicações do modelo, provando que as medidas estão diretamente relacionadas ao alfa de uma estratégia em relação a uma *proxy* de mercado e ao beta dos ativos, dentro do universo de CAPM (Qian, 2016).

Destarte, seguindo Qian (2015), define-se a medida de “*upside participation*” (P_+) de um ativo como a esperança ou a média dos retornos de um ativo (r_y) quando o retorno do mercado (r_x) foi positivo, dividido pela esperança ou a média dos retornos positivos do mercado. A equação 09 formaliza esse conceito:

$$P_+ = \frac{E(r_y | r_x > 0)}{E(r_x | r_x > 0)} \quad (09)$$

Em seguida, define-se a medida de “*downside protection*” (P_-) de um ativo como a esperança ou a média dos retornos de um ativo (r_y) quando o retorno do mercado (r_x) foi negativo, dividido pela esperança ou a média dos retornos negativos do mercado. A equação 10 formaliza esse conceito:

$$P_- = \frac{E(r_y | r_x < 0)}{E(r_x | r_x < 0)} \quad (10)$$

Por fim, a medida que relaciona as duas estratégias é definida como a diferença entre as duas medidas, conforme a equação 11:

$$PRD = P_+ - P_- \quad (11)$$

Em relação a essa última medida, Qian (2015) propõe que sua análise seja feita com relação a um limite, definido por meio de uma equação que relaciona o beta do ativo (β) e o índice de Sharpe do índice de mercado (S_x). Essa relação está descrita na equação 12:

$$TH = \sqrt{2\pi} (1 - \beta) S_x \quad (12)$$

Conforme Alonso & Barnes (2016), a análise destas medidas foca-se no movimento de um ativo ou portfólio em conjunto com o mercado, permitindo o entendimento de como o ativo ou portfólio se comporta em diferentes ambientes, e como esse comportamento contribui para o a performance geral de um modelo de operação. Apresentados esses conceitos, segue-se para a descrição das estratégias implementadas com base nesse arcabouço teórico e apresentadas no item seguinte, que trata da metodologia do trabalho.

3 METODOLOGIA

3.1 Dados

O presente trabalho estudou ações do mercado acionário brasileiro, sendo a amostra de dados composta de títulos do índice Ibovespa em 31/01/2017, onde foram selecionados apenas os ativos que possuíam dados de preço de fechamento diário durante todo o período compreendido entre 03/10/2011 e 29/12/2016. Diante disso, restaram 50 empresas, que representam 55 títulos negociados na Bovespa. As empresas consideradas são apresentadas na Tabela 1, junto da informação de setor e valor de mercado.

Tabela 1:
Amostra de dados: empresa, setor e valor de mercado

Empresa	Setor	Market Cap (R\$ / Bi)	Empresa	Setor	Market Cap (R\$ / Bi)
Ambev	Produtos básicos consumo	270.3	Gerdau	Materiais	20.3
Banco do Brasil	Serviços financeiros	88.3	Hypermarcas	Atendimento à saúde	18.3
Banco Bradesco	Serviços financeiros	176.3	Itau Unibanco	Serviços financeiros	69.3
Bradespar	Materiais	7.3	JBS	Produtos básicos consumo	35.3
Brasil Foods	Produtos básicos consumo	36.3	Kroton	Bens consumo discrí.	22.3
Braskem	Materiais	25.3	Lojas Americanas	Bens consumo discrí.	22.3
BR Malls	Imóveis	9.3	Lojas Renner	Bens consumo discrí.	16.3
BM&F Bovespa	Serviços financeiros	34.3	Marfrig	Produtos básicos consumo	4.3
CCR	Industriais	29.3	MRV	Bens consumo discrí.	6.3
Cielo	Tecnologia da informação	61.3	Multiplan	Imóveis	13.3
CEMIG	Utilidade pública	12.3	Natura	Produtos básicos consumo	11.3
CPFL	Utilidade pública	26.3	Pão de Açúcar	Produtos básicos consumo	21.3
COPEL	Utilidade pública	8.3	Petrobras	Energia	205.3
Cosan	Energia	16.3	Qualicorp	Atendimento à saúde	5.3
CSN	Materiais	16.3	Raia Drogasil	Produtos básicos consumo	21.3
CETIP	Serviços financeiros	12.3	Localiza	Industriais	8.3
Cyrela	Bens consumo discrí.	6.3	Santander	Serviços financeiros	122.3
Ecorodovias	Industriais	5.3	SABESP	Utilidade pública	22.3
Engie	Utilidade pública	24.3	Suzano	Materiais	14.3
Centrais Elet. Bras.	Utilidade pública	29.3	Tim	Serviços telecomunicações	23.3
Embraer	Industriais	14.3	Ultrapar	Energia	37.3
EDP	Utilidade pública	9.3	Usiminas	Materiais	9.3
Equatorial	Utilidade pública	11.3	Vale	Materiais	157.3
Estácio	Bens consumo discrí.	5.3	Vivo	Serviços telecomunicações	76.3
Fibra	Materiais	15.3	Weg	Industriais	26.3
			TOTAL		1,922.3

Fonte: dados da pesquisa (2017).

Nota: valores em 31/01/2017.

Foram considerados dados de periodicidade diária já ajustados (dividendos, bonificações, *split* e *insplit*) que abrangem todo o período de análise. Os dados foram obtidos por meio do terminal *Bloomberg*, tratados e analisados com o uso dos softwares *Microsoft Excel* e *Python*.

3.2 Modelagem e operação

Sobre as estratégias definidas, escolheu-se montar três estratégias distintas que representam tentativas de (I) prover maior participação em movimentos de alta, (II) prover proteção contra tendências de baixa e (III) prover proteção contra tendências de baixa sem abdicar da participação em movimentos de alta. Para essas estratégias, previamente, a cada etapa de composição da carteira, os ativos disponíveis para investimento foram selecionados conforme o critério definido no Quadro 02. Após isso, as carteiras foram otimizadas utilizando o modelo MV, com critério de escolha do ponto de maior índice de Sharpe. Para cálculo do índice de Sharpe foi considerado o CDI do período como taxa livre de risco.

Ainda, para efeito de comparação, foi otimizada uma carteira (IV) utilizando o modelo MV, com critério de escolha do ponto de maior índice de Sharpe sem escolha prévia dos ativos, e uma carteira (V) que considera a carteira teórica do índice Ibovespa. Desta forma, as estratégias definidas aqui são apresentadas no Quadro 02, bem como as siglas de referência daqui em diante.

Quadro 02:
Definição das estratégias e critérios

Carteira	Sigla	Critério
I	MV-UP	$P_+ \geq 1.0$
II	MV-DW	$P_- < 1.0$
III	MV-TH	$(P_+ - P_-) \geq TH$
IV	MV	
V	IBOV	

Fonte: dados da pesquisa (2017)

A otimização foi feita com periodicidade diária entre os anos de 2012 e 2016, sendo considerada uma janela de 60 dias para o cálculo dos parâmetros de seleção dos ativos e parâmetros do modelo MV. Para todas as estratégias foram obtidas 1.237 carteiras, sendo a compra realizada pelo preço de abertura do primeiro dia útil em questão, e a venda realizada no preço de abertura do primeiro dia útil seguinte. Não foram considerados o custo de transação e a incidência de imposto de renda. As etapas da pesquisa estão apresentadas de forma esquemática na Figura 1, e os resultados serão discutidos na seção seguinte.

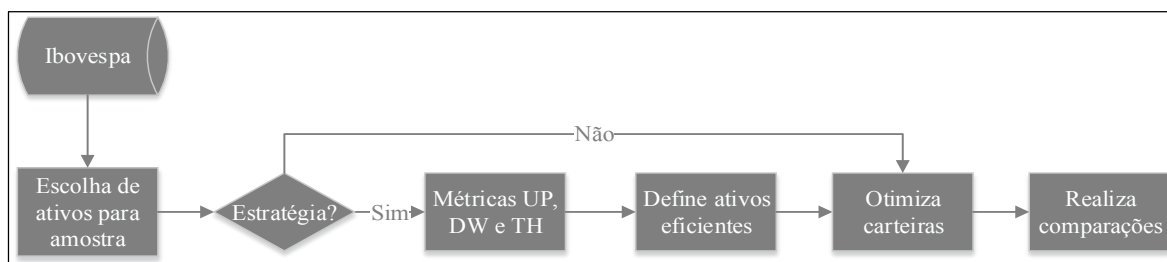


Figura 1: Etapas da pesquisa

Fonte: dados da pesquisa (2017).

4 RESULTADOS

4.1 Seleção de ativos e cardinalidade média

A Tabela 2 apresenta de forma sintética a evolução da mediana da cardinalidade e a quantidade mediana de sinais para as carteiras MV-UP, MV-DW e MV-TH, carteiras nas quais o processo de seleção de ativos precedeu a otimização. Para comparação, também é apresentada a evolução da cardinalidade média para a carteira MV.

Tabela 2:
Evolução dos sinais e cardinalidade por carteira

Período	MV-DW		MV-UP		MV-TH		MV
	Sinais	Card.	Sinais	Card.	Sinais	Card.	Card.
2012	40	11	17	4	35	11	12
2013	45	8	15	3	39	8	9
2014	36	7	16	3	28	7	7
2015	33	6	19	3	28	6	6
2016	32	6	23	4	29	6	7
Total	36	7	18	4	31	7	8

Fonte: dados da pesquisa (2017).

Tratando apenas da seleção de ativos e geração de sinais, a estratégia que selecionou mais ativos foi a carteira MV-DW, com mediana de 36 sinais para cada dia de operação em todo o período, sendo o maior valor no ano de 2013, com 45 sinais, e o menor valor em 2016, com 32 sinais. A estratégia MV-UP foi a estratégia que se mostrou mais restritiva, selecionando 18 sinais para cada dia de operação em todo o período, sendo o maior valor no ano de 2016, com 23 sinais, e o menor valor em 2013, com 15 sinais.

Analisando a cardinalidade, a estratégia com maior número de ativos em média por carteira montada foi a MV, com 8 ativos por carteira, sendo o maior valor em 2012, com 12 ativos por carteira, e o menor valor em 2015, com 6 ativos por carteira. A estratégia com menor número de ativos por carteira foi a MV-UP, com 4 ativos por carteira, metade dos ativos da carteira MV.

A Figura 2 apresenta a quantidade acumulada das ordens de compra das estratégias durante o período da análise. Tal como foi supracitado, a MV-UP é a estratégia com menor número de ativos selecionados, fechando o período de análise com um total de 4.585 ordens de compra, contra 10.074 ordens de compra da estratégia MV. Observa-se ainda que as estratégias MV-DW e MV-TH selecionaram menos ativos que a estratégia MV, mas fecharam o ano com valores muito próximos aos desta última, com 9.855 e 9.673 ordens de compra respectivamente.

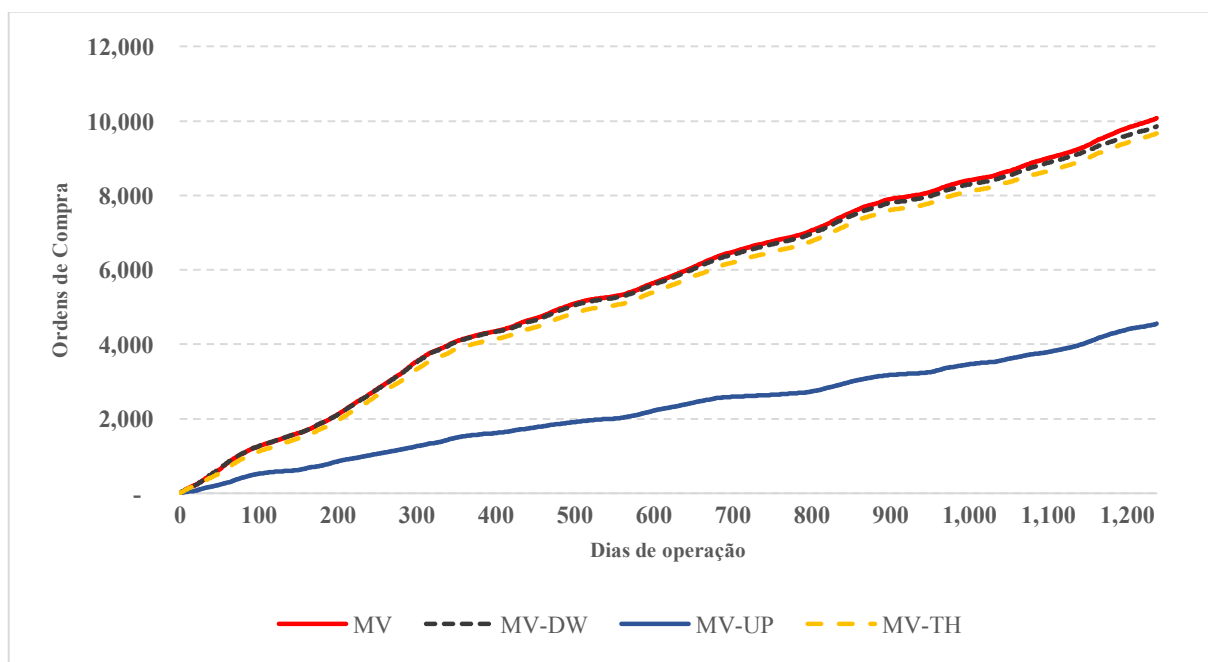


Figura 02: Ordens de compra acumuladas por estratégia

Fonte: dados da pesquisa (2017)

Em suma, pressupondo resultados de retorno da operação semelhantes, um menor número de ativos em uma carteira é preferível, visto que menor cardinalidade é um indicativo de menores gastos com custos de transação – não considerados no presente estudo. Quanto aos sinais gerados por cada estratégia, espera-se que estes restrinjam o universo de ativos de forma a gerar melhores resultados com o menor número de ativos.

4.2 Acurácia

Com vistas a avaliar a acurácia dos modelos, a Figura 3 apresenta a evolução dos acertos e erros e do *Ratio* do modelo. Considerando todo o período analisado, a carteira com maior acurácia foi a carteira MV-DW, com média de acerto de 54,3%. A pior acurácia foi da carteira MV-UP, com média de acerto de 51,5%, sendo que esta carteira também apresenta o ano com pior acurácia entre todos os modelos, 2012, com acurácia de 50,4%.

Entretanto, é interessante avaliar não somente a quantidade de acertos e erros, como também a magnitude desse dado, pois ainda que uma estratégia apresente grande assertividade, é possível que incorra numa grande perda de capital ao errar. Para isso, o indicador *Ratio* representa a razão entre o valor médio dos ganhos obtidos nos períodos em que a estratégia acertou pelo valor médio das perdas nos períodos em que a estratégia errou, ou seja, um *Ratio* de 0,50 indica que uma operação de perda consome em média 50% dos ganhos em uma operação de lucro. Logo, espera-se que esse indicador seja menor que 1 e tão próximo de zero quanto possível.

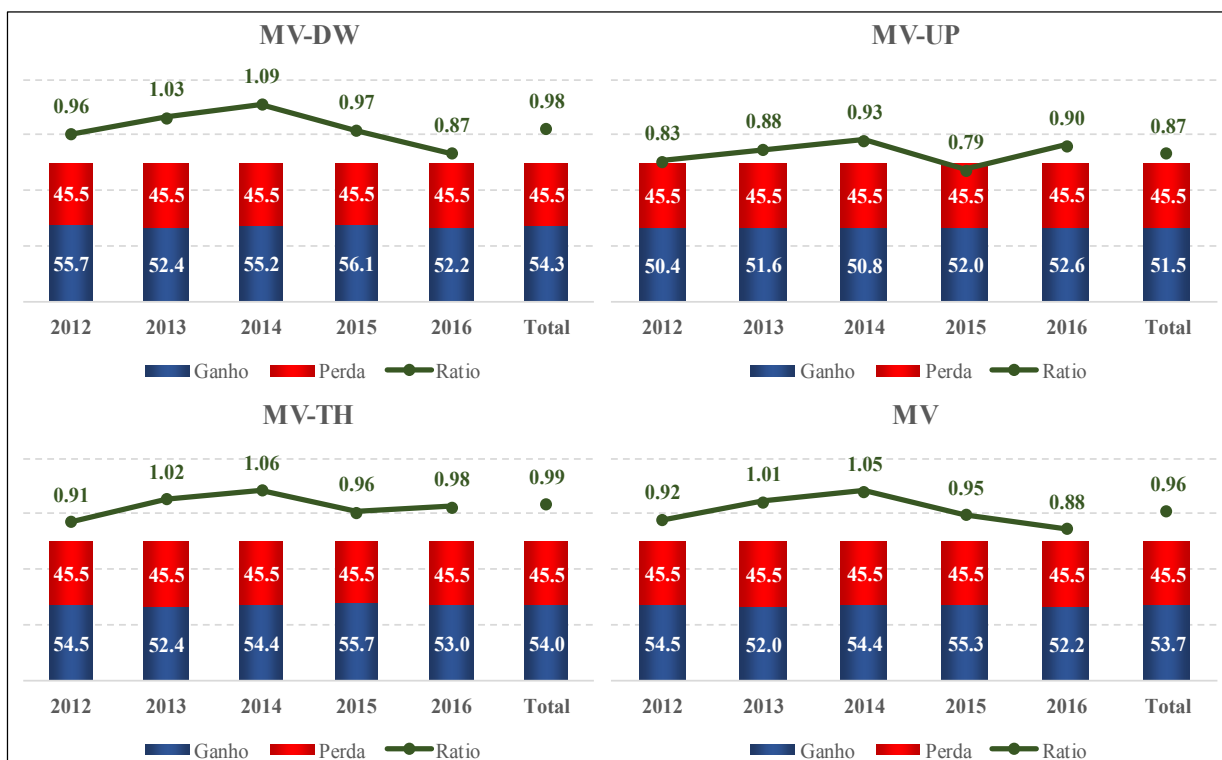


Figura 3: Evolução da acurácia por carteira

Fonte: dados da pesquisa (2017).

Isso posto, observou-se que mesmo a carteira MV-UP tendo uma acurácia menor que as demais estratégias, ela possui um *Ratio* de 0,87, relação entre ganho e perda média melhor que as demais carteiras. O melhor valor de *Ratio* anual foi da estratégia MV-UP em 2015, alcançando uma marca de 0,79. Destaca-se ainda que a carteira MV-DW, que possui a melhor acurácia entre as demais carteiras, possui a segunda pior razão entre as carteiras (0,98), ficando atrás apenas da carteira MV-TH (0,99).

4.3 Desempenho dos modelos

Tratando do retorno da operação, a Tabela 4 apresenta a estatística descritiva básica da série de retornos. As medidas de curtose e assimetria trazem um indicativo parecido para a maioria das carteiras, mostrando serem séries com distribuição aguda com um desvio à direita. Observa-se que a carteira MV-UP apresenta a maior média e o menor coeficiente de variação entre as carteiras, o que indica retornos maiores com menor dispersão.

Tabela 4:
Estatística descritiva dos retornos

Descrição	Média	Desvio Padrão	CV	Mediana	Assimet.	Curtose
MV-UP	0.16	2.13	13.20	0.07	0.12	2.55
MV-DW	0.09	1.23	13.76	0.09	0.09	2.10
MV-TH	0.08	1.27	15.94	0.09	(0.00)	2.12
MV	0.09	1.23	14.27	0.09	0.09	2.11
IBOV	0.02	1.48	94.09	(0.02)	0.21	0.73

Fonte: dados da pesquisa (2017).

Em seguida, a Tabela 5 apresenta alguns indicadores para comparação das estratégias. Sobre as taxas de retorno em uma evolução anual, observa-se que a melhor carteira é a MV-UP, que supera as demais estratégias em todos os períodos, além de superar o retorno do índice de mercado base considerado neste estudo (IBOV), fechando o período de análise com um retorno médio anual de 24.56%.

Tabela 5:
Resumo comparativo entre as estratégias

Descrição	Card.	Acurácia	Ratio	Retorno 2012	Retorno 2013	Retorno 2014	Retorno 2015	Retorno 2016	Retorno Total	Retorno Médio
MV-UP	4.0	51.50	0.87	32.84	28.34	23.47	67.32	47.92	199.88	24.56
MV-DW	7.0	54.32	0.98	21.76	6.91	14.69	31.71	35.28	110.34	16.03
MV-TH	7.0	54.00	0.99	22.01	8.10	14.66	31.23	22.31	98.31	14.68
MV	8.0	53.68	0.96	20.57	7.54	14.80	31.03	32.90	106.84	15.64
IBOV		49.23	0.94	9.45	(14.80)	0.13	(11.67)	36.38	19.48	3.62

Fonte: dados da pesquisa (2017).

A estratégia MV-TH apresentou o pior resultado entre as carteiras (14,68%), superando em alguns anos a carteira MV, mas fechando o período ligeiramente abaixo desta (15,64%). Pode-se observar na Figura 3 que o comportamento da evolução do saldo das carteiras MV, MV-DW e MV-TH é muito semelhante, resultado que, associado aos demais pontos observados nos itens anteriores, mostra que a escolha de sinais com base no critério proposto trouxe pouca melhoria para o processo de otimização de carteira.

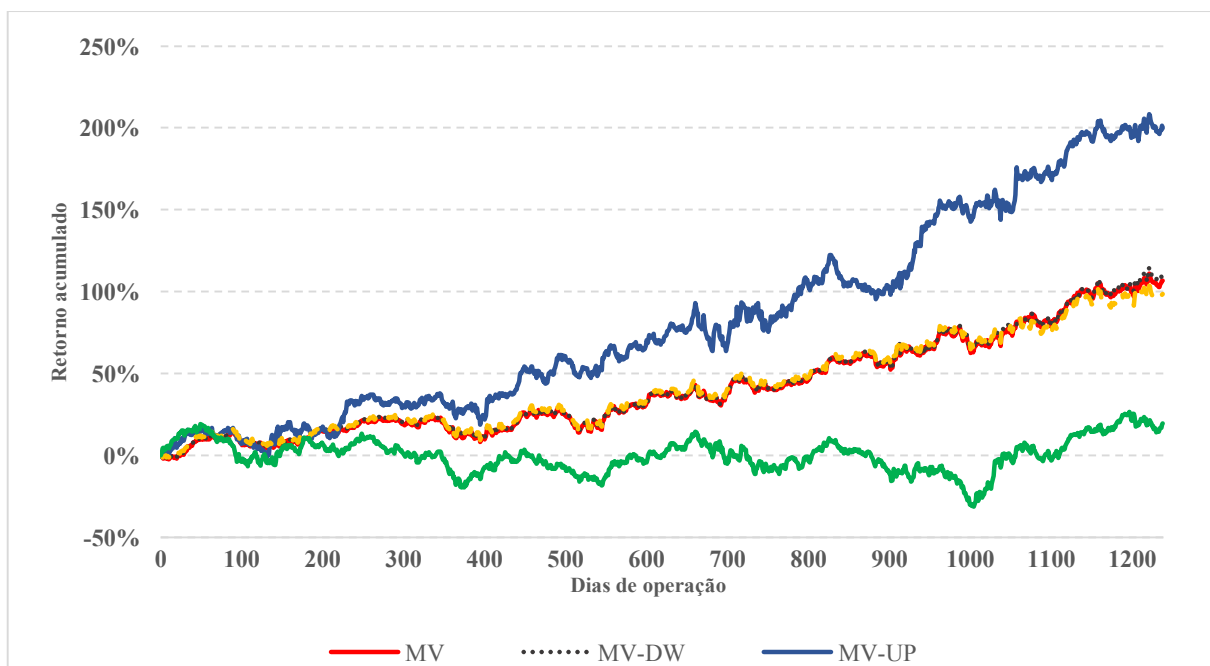


Figura 03: Evolução do saldo das carteiras

Fonte: dados da pesquisa (2017).

Tomando a coluna de retorno total, tem-se que um investidor que estivesse operando na carteira MV-UP teria alcançado, desconsiderados os custos de transação, um retorno de 199,88% ao final dos 1.237 dias de operação, resultado quase 2 vezes maior que o obtido com a carteira MV e 10 vezes maior que o obtido com uma operação baseada no índice IBOV.

Em uma análise adicional, a Figura 04 apresenta o *box-plot* dos retornos mensais do modelo. Essa análise confirma as constatações acima, onde pode-se observar que todos os modelos possuem média superior a carteira IBOV, sendo que a carteira MV-UP apresenta média superior as demais carteiras, bem como possui uma série com maior amplitude.

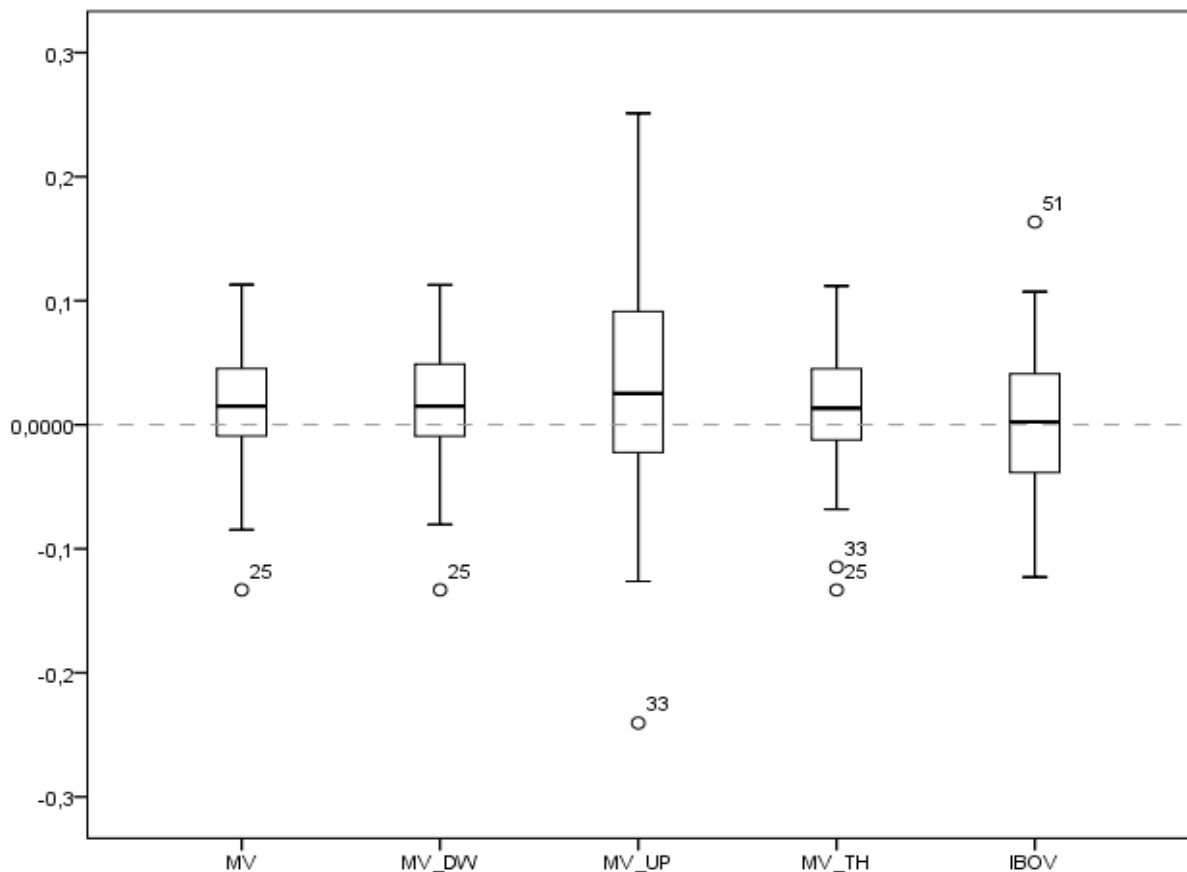


Figura 04: Box-plot dos retornos mensais

Fonte: dados da pesquisa (2017).

Foi realizado um teste estatístico para comparação das médias dos modelos, sendo escolhido o teste *t-student* para amostras independentes, visto que as séries atendiam os pressupostos de normalidade exigidos. Foi encontrada diferença significativa entre a carteira MV-UP e a carteira IBOV, onde rejeitou-se a hipótese de igualdade da média dos retornos, com um nível de significância igual a 5%. Para as demais comparações não foi encontrada diferença estatisticamente significativa.

4.4 Variações nas janelas de cálculo

A Tabela 5 apresenta as métricas de cardinalidade, acurácia, *Ratio*, e retorno médio anual para as estratégias usadas no trabalho com variação na janela de cálculo dos parâmetros de seleção dos ativos e cálculo do modelo de otimização. Foram feitas simulações para janelas de 30 dias, 90 dias e 120 dias, que serão comparadas aos resultados com janela de 60 dias, apresentados acima.

Dessa forma, para a janela de estimação de 30 dias, todas as estratégias apresentaram uma piora no *Ratio*, o que mostra um aumento na magnitude das perdas em relação aos ganhos. Obteve-se o pior resultado para as estratégias MV-UP e MV-DW, e resultados ligeiramente melhores para as estratégias MV-TH e MV. Contudo, observa-se que a estratégia MV-UP tem variação, com a redução do seu resultado ao patamar da estratégia base (MV), o que indica perda de eficiência na seleção dos ativos com a redução da janela de estimação.

Tabela 05:
Resumo comparativo entre as estratégias

Janela	Descrição	Card.	Acurácia	Ratio	Retorno Médio
30 dias	MV-UP	4,0	51,50	0,96	13,75
	MV-DW	7,0	53,44	0,95	15,68
	MV-TH	7,0	53,44	0,96	15,35
	MV	7,0	53,68	0,96	15,90
60 dias	MV-UP	4,0	51,50	0,87	24,56
	MV-DW	7,0	54,32	0,98	16,03
	MV-TH	7,0	54,00	0,99	14,68
	MV	8,0	53,68	0,96	15,64
90 dias	MV-UP	3,0	52,38	0,91	23,31
	MV-DW	7,0	52,22	0,92	14,46
	MV-TH	7,0	53,19	0,95	15,35
	MV	7,0	53,11	0,95	14,86
120 dias	MV-UP	3,0	51,82	0,91	21,48
	MV-DW	7,0	51,98	0,92	14,19
	MV-TH	7,0	51,66	0,92	13,70
	MV	7,0	51,82	0,92	13,89
	IBOV		49,23	0,94	3,62

Fonte: dados da pesquisa (2017)

Com o aumento da janela de estimação, observa-se uma perda gradual nas métricas de *Ratio* e retorno das estratégias, indício de que o uso de intervalo maior para a estimação dos parâmetros do modelo não traz melhorias para a seleção de ativos e para a otimização das carteiras.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho teve como objetivo verificar a efetividade da adoção de estratégias voltadas à maior participação em movimentos de alta e/ou maior proteção contra perdas como critério de seleção de ativos para compor os portfólios. Foram consideradas as estratégias com o intuito de (I) prover maior participação em movimentos de alta, (II) prover proteção contra tendências de baixa, e (III) prover proteção contra tendências de baixa sem abdicar da participação em movimentos de alta. Estipulados esses critérios, foram montadas carteiras por meio aplicação do modelo de otimização de Markowitz, com e sem seleção prévia com base nas estratégias.

Em termos de seleção de ativos e cardinalidade das carteiras, observou-se que a carteira MV-UP, estratégia orientada a prover maior participação em movimentos de alta, mostrou-se mais restritiva que as demais, selecionando um menor número de ativos tanto na etapa de seleção quanto após o processo de otimização. Tais resultados são positivos, dado que análise feita no presente estudo não considerou custos de transação, o que é um indicativo de menores gastos com taxas e emolumentos em uma operação real.

Considerando os resultados de acurácia e retorno, mesmo a carteira MV-UP apresentando a pior acurácia entre as estratégias, pode-se observar uma melhoria na relação entre a perda média e o ganho médio. Em suma, mesmo essa estratégia apresentando mais operações de perda que

as demais, os valores dessas operações de perda têm menor magnitude quando comparados às operações de ganho. A série de retornos da carteira MV-UP apresenta o menor coeficiente de variação entre as carteiras, bem como apresenta os melhores resultados de retorno acumulado em comparação do período total e comparações anuais, superando as demais estratégias delineadas e os *baselines* propostos.

Portanto, conclui-se que uma estratégia orientada a prover maior participação em movimentos de alta como critério de seleção de ativos para compor carteiras no mercado de ações brasileiro é uma opção eficaz, que traz benefícios em termos de redução de cardinalidade, melhoria da relação entre perdas e ganhos médios e retornos totais acumulados. Conclui-se também que as estratégias voltadas para prover proteção contra tendências de baixa (MV-DW) e prover proteção contra tendências de baixa sem abdicar da participação em movimentos de alta (MV-TH) não apresentaram bons resultados, tendo suas métricas próximas das obtidas com a simples aplicação do modelo MV, o que não justifica o esforço prévio de classificação dos ativos.

Em trabalhos futuros, pretende-se avaliar o uso destas estratégias em outros mercados, de forma a comparar se essa performance está ligada a características específicas dos mercados. Pretende-se, também, utilizar as métricas do presente trabalho em conjunto com outros indicadores para a seleção de ativos possíveis de composição de portfólios. Por fim, seguindo as proposições de Qian (2015), pretende-se propor um modelo de otimização utilizando uma função objetivo derivada dessas estratégias.

REFERÊNCIAS

- Alonso, N., & Barnes, M. (2016). Efficient Smart Beta. *The Journal of Investing*, 25, 103–115.
- Cloutier Jr, R., & Xu, D. (2015). Creating a high dividend stock strategy while exploiting the low beta anomaly. *International Journal of Revenue Management*, 8, 324.
- Farr, D. D. (Ed.). (2006). Exploring the Dimensions of Active Management. *The Journal of Portfolio Management*, 33, 31–36.
- Jacobsen, B. J. (2011). Does Active Management Provide Investor Surplus? *The Journal of Portfolio Management*, 38, 131–139.
- Jacobsen, B. J. (2017). The Bad Arithmetic of Active Management. *The Journal of Portfolio Management*, 43, 115–122.
- Jarrow, R. A. (2010). Active Portfolio Management and Positive Alphas: Fact or Fantasy? *The Journal of Portfolio Management*, 36, 17–22.
- Lee, W. (2011). Risk-Based Asset Allocation: A New Answer to an Old Question? *The Journal of Portfolio Management*, 37, 11–28.
- Markowitz, H. M. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7, 77–91.
- Medeiros, M. C., Passos, A. M., & Vasconcelos, G. F. R. (2014). Parametric Portfolio Selection: Evaluating and Comparing to Markowitz Portfolios. *Revista Brasileira de Finanças*, 12, 257–284.
- Qian, E. (2015). On the Holy Grail of “Upside Participation and Downside Protection.” *The Journal of Portfolio Management*, 41, 11–22.
- Qian, E. (2016). *Risk Parity Fundamentals*. Boca Raton, FL: CRC Press.
- Sharpe, W. F. (1966). Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, 39, 119–138.
- Sharpe, W. F. (1991). The Arithmetic of Active Management. *Financial Analysts Journal*, 47, 7–9.
- Sharpe, W. F. (1994). The Sharpe Ratio. *The Journal of Portfolio Management*, 21, 49–58.