

Indicadores Financeiros e de Mercado Para Previsão do Retorno de Ações do Ibovespa Entre os Anos de 2003 e 2013

Financial and Market Indicators for Predicting Ibovespa's Stocks Return Between the Years of 2003 and 2013

Henri Siro Evrard

Mestre pela Pontifícia Universidade Católica do Paraná PUCPR
Professor na Faculdade OPET
Rua Nilo Peçanha, 1635 - Curitiba, PR
CEP: 80520-000
E-mail: henrisiro@gmail.com

June Alisson Westarb Cruz

Doutor pela Pontifícia Universidade Católica do Paraná PUCPR
Professor do Programa de Mestrado e Doutorado na PUCPR
Rua Imaculada Conceição, 1155 - Curitiba, PR
CEP: 80215-901

Resumo

O presente trabalho tem como objetivo verificar a eficiência de indicadores financeiros e de mercado para a previsão do retorno das ações do Ibovespa. Foram testados 16 fatores de retorno (características individuais das ações) *ex-ante*, referentes à mensuração de cinco famílias de diferentes características dos ativos: risco, liquidez, “barateamento”, rentabilidade e desempenho passado. Foram testados ao total 22 modelos, combinando as variáveis em sua totalidade, em famílias e isoladamente. Somente são utilizados os ativos presentes no Ibovespa na época da predição, evitando o viés de sobrevivência da amostra. Os resultados indicam R^2 de 0,73 com significância acima de 99% para a capacidade preditiva do modelo utilizando a combinação das 16 variáveis. Há evidências de grande relevância das variáveis de “barateamento” para o potencial de predição dos ativos. Os resultados apontam para melhora gradativa da eficiência de previsão do modelo, sugerindo que a taxa de sucesso não é função de um período específico. O presente trabalho aponta para a ausência de correlação positiva entre risco e retorno das carteiras de investimentos originadas pelo modelo, corroborando a ineficiência do mercado de ações brasileiro. Por fim, as únicas variáveis que apresentaram capacidade preditiva significativa quando utilizadas isoladamente foram lucro/preço e valor de mercado, apresentando R^2 de 0,50 e 0,46, respectivamente.

Palavras-chave: Mercados Eficientes; Previsão; Fatores de Retorno

Artigo apresentado no XXXIX EnAnpad, em Belo Horizonte, no ano de 2015.

Artigo submetido em novembro de 2015 e aceito em fevereiro pela editora Fernanda Sauerbronn, após processo de double blind review.

Abstract

The present work aims to verify the efficiency of market and financial indicators for predicting the Ibovespa's stocks return. Sixteen factors of return (individual stocks characteristics) *ex ante* were tested, related to 5 families of different stocks characteristics: risk, liquidity, "cheapness", profitability and past returns. A total of 22 models were tested, combining the variables in their totality, in families and used in isolation. Only stocks listed in Ibovespa index at the period of prediction were used, avoiding the sample survival bias. The results shows R^2 of 0,73 with significance above 99% for the predictability capacity of the model using the combination of the 16 variables. There is evidence of great relevance for the "cheapness" family in predicting stocks returns. The results points to a gradual improvement of the efficiency of the model, suggesting that the success rate is not a function of a specific period. The present work points to the absence of positive correlation between risk and return of the portfolio's originated by the model, confirming the inefficiency of Brazilian stock market. At last, the only variables which presented significant predictability capacity when used in isolation were earnings/price and market value, presenting R^2 of 0,50 and 0,46, respectively.

Key-words: Efficient Markets; Predictability, Factors of Return.

1 Introdução

Em meio às diversas variáveis consideradas relevantes para a determinação do preço dos ativos no mercado financeiro, diferentes métodos e pressupostos surgiram para elaborar e compreender estratégias de investimentos. As discrepâncias das estratégias de investimentos remontam a entendimentos divergentes sobre pressupostos básicos do comportamento do mercado financeiro, como é o caso das premissas referentes à Hipótese de Mercados Eficientes (HME) sugeridos por Fama (1970, 1991).

Segundo Armstrong *et al* (2012), o mercado de ações pode ser considerado um ambiente em que os ativos são precificados com rapidez e de forma eficiente. O que sobressai no mercado de ações é um preço considerado justo, embutindo todas as informações existentes, conhecidas ou desconhecidas pelo público em geral. Desta forma, a obtenção de maiores retornos sobre os investimentos incorre, necessariamente, em maiores exposições a riscos. A mensuração do risco se torna um aspecto primordial para a compreensão do comportamento dos ativos financeiros.

Abrangendo outra linha de pensamento sobre investimentos, Basu e Forbes (2013) alegam que o mercado de ações é um ambiente em que existem falhas na precificação dos ativos. É possível identificar ativos sobrevalorizados ou subvalorizados, permitindo aos investidores a compra de ativos "baratos" e a venda de ativos "caros", gerando oportunidades de investimentos ou desinvestimentos que oferecem excedentes de retornos sem necessidade de exposições proporcionais ao risco. Partindo deste pressuposto, os preços dos ativos negociados na bolsa de valores não refletem, necessariamente, o seu valor justo. Como "preço justo" deve ser entendido como o "preço correto" dos ativos, o que corresponde ao fato do preço dos ativos no mercado acionário embutirem todas as informações conhecidas, de modo a não proporcionar "almoço grátis", ou seja, excedentes de retornos não são obtidos sem a correta e justa proporção adicional ao risco de insucesso. O pressuposto de que os mercados não apresentam, necessariamente, o "preço correto", se justifica geralmente por conta dos fatores emocionais e cognitivos que levam os investidores a decidirem a partir de elementos imediatos e presentes nas negociações, mas que não o fazem obedecendo a uma racionalidade pura. Os que alegam a existência de ineficiência do mercado acionário, geralmente o comparam com um

“emotivo”, capaz de momentos de depressão ou otimismo em excessos, o qual é refletido em preços excessivamente baixos ou excessivamente altos, de modo a permitir a determinados investidores a obtenção dos excessos de retorno sem a contraparte no risco (GRAHAM, 2007).

Comparativamente aos mercados desenvolvidos, as economias em desenvolvimento possuem mercados financeiros com características particulares, com menor volume de transação, menores quantidades de ativos, maiores exposições a choques de confiança e econômicas. Pesquisas têm chegado a conclusões também discrepantes no que concerne o comportamento destes mercados. Em determinados países, o mercado de ações tem apresentado capacidade preditiva significativa (HSU; HSU; KUAN, 2010; GROOT; PANG; SWINKELS, 2012), enquanto em outros, determinadas características relevantes para a determinação de retorno, inclusive em mercados desenvolvidos, não são verificáveis. (SHYNKEVICH, 2012; YU et al, 2013; SAKR et al, 2014).

Procurando verificar a capacidade preditiva do mercado de ações, Haugen e Baker (1996) utilizam informações individuais das ações (fatores de retorno) para projeção dos retornos, e encontram alta eficiência do modelo para os mercados dos EUA, Alemanha, França, Inglaterra e Japão. Rostagno, Kloeckner e Becker (2004) replicam o teste no Brasil, encontrando relevância do modelo durante os anos de 2000 a 2002. Haugen (2000) confronta a capacidade preditiva de 3 diferentes teóricos: 1) fatores de retorno; 2) variáveis econômicas relacionadas ao modelo APT (ROSS, 1976); e 3) variável de elasticidade ao retorno mercado, relacionada ao modelo CAPM (SHARPE, 1964; LINTNER, 1965), e encontra que o primeiro possui capacidade preditiva muito superior aos demais.

Frente ao que foi exposto, o presente trabalho pretende responder a seguinte pergunta: qual a eficiência da capacidade preditiva de um modelo utilizando fatores de retorno para a previsão do retorno de ações presentes no Ibovespa? O objetivo central é verificar a capacidade preditiva de modelos que incluem variáveis financeiras e de mercado, referente às informações individuais das ações, em determinar aquelas que oferecerão maior e menor retorno para o mês seguinte. Enquanto trabalhos sobre riscos (SHARPE, 1964) e aspectos externos (ROSS, 1976) podem oferecer potencial para a influência dos retornos nominais dos ativos, o presente estudo recai seu foco na verificação das características individuais dos ativos (HAUGEN, 1996) para a verificação dos retornos relativos, i.e. a diferença entre os ativos que obterão maior ou menor retorno. O trabalho possui implicações teóricas na validação da Hipótese de Mercados Eficientes (FAMA, 1991) na sua forma fraca no Brasil, bem como sobre o potencial preditivo de fatores de retorno no Brasil. No campo empírico, possui implicações para os investidores que se dispõe à escolha seletiva de ações.

Para avançar no entendimento da utilização de fatores de retorno para predição do comportamento das ações no mercado brasileiro, o presente trabalho apresenta as seguintes contribuições em relação ao trabalho original de Haugen e Baker (1996) e sua replicação no mercado brasileiro (ROSTAGNO, KLOECKNER & BECKER, 2004): a) não são utilizadas variáveis *ad hoc*, sendo estas selecionadas a partir da literatura, incluindo aquelas que Haugen e Baker (1996) consideram importantes para o mercado americano entre a década de 80 e 90; b) a amostra respeita a composição mensal do Ibovespa, evitando o viés de sobrevivência e ativos ilíquidos, devido ao fato da seleção de ativos sobreviventes e ilíquidos apresentarem resultados discrepantes em relação às amostras que não apresentam tais vieses (TU; ZHOU, 2009); c) utilização de ações bancárias, por serem de grande relevância para a composição do principal *benchmark* do mercado de ações brasileiro, o Ibovespa; d) utilização de uma janela amostral que contempla fases altas (janeiro de 2003 a maio de 2008), de crise (maio de 2008 a dezembro de 2009) e de instabilidade (2010 a 2013) do mercado de ações brasileiro; e) são

feitos testes preditivos com 22 diferentes modelos a fim de comparar a eficiência preditiva entre modelos multifatoriais e de variáveis isoladas.

A amostra foi composta das ações que estiveram presentes no índice Ibovespa entre os anos de 2003 e 2013. Ao total, foram testados 22 modelos, agrupando as variáveis em sua totalidade, em famílias (risco, liquidez “barateamento”, rentabilidade e desempenho passado) e utilizadas isoladamente. As famílias são resultantes do agrupamento das variáveis de acordo com o tipo de informações que, conceitualmente, se destinam a mensurar. Posteriormente, por meio da estimativa do *payoff* e da exposição das ações a cada fator de retorno em $t-1$, são projetados os retornos dos ativos para o mês t . Posteriormente as ações são agrupadas em decis e a oscilação das carteiras para o mês projetado é verificada na bolsa de valores.

O presente artigo apresenta-se estruturado nas seguintes seções: introdução, referencial teórico-empírico, abordagem metodológica; apresentação e análise dos dados; por fim as considerações finais.

2 Referencial Teórico-Empírico

A presente seção tem como objetivo central sustentar, a partir da literatura, o trabalho apresentado nesta pesquisa. Para tanto, cabe apresentar os trabalhos de Fama (1970, 1991) que propõem três hipóteses para verificar a eficiência de um mercado (Hipótese de Mercados Eficientes ou HME):

- a. A fraca (1970) ou testes de previsibilidade de retorno (1991): não é possível prever o retorno futuro dos preços através da análise das informações passadas;
- b. A semiforte (1970) ou estudo de evento (1991): os preços dos títulos se ajustam quase imediatamente às informações significativas (divulgação de lucros das companhias, distribuição de dividendos, fusões, etc.).
- c. A forte (1970) ou testes para informação privada (1991): mesmo indivíduos com informações privilegiadas não são capazes de obter retornos consistentes acima da média do mercado no longo prazo.

A premissa básica da HME não se trata de que os investidores são indivíduos puramente racionais, mas que os vieses cognitivos e emocionais (POMPIAN, 2012) são aleatórios, não identificáveis, e desta forma suas forças no mercado acabam por se anular. O que se sobressai na precificação dos ativos é um preço racional, refletindo todas as informações pertinentes para a determinação do preço dos ativos.

Para investidores e acadêmicos que supõem a eficiência do mercado, o fator mais relevante para a determinação do retorno de um portfólio de investimentos é o risco. Maiores retornos sempre são acompanhados por maior exposição aos riscos (MARKOWITZ, 1952). Essa visão de construção de portfólio de ações, no entanto, tem sido confrontada (DAMODARAM, 2006). Ao questionar a sobreposição da racionalidade na precificação dos ativos, também se dissocia a transferência aos investidores a proporção adequada de retornos como função de exposição ao risco. Em um ambiente de negociações com certo grau de ineficiência, seria possível a construção de portfólios de ativos com maiores retornos sem, necessariamente, aumento na exposição a riscos. O grau de ineficiência está diretamente relacionado à ausência de correlação positiva entre retornos e riscos. À medida que determinado mercado permite investidores selecionarem ativos que possam proporcionar excedentes de

retornos sem uma contraparte ao risco, aumenta o grau de ineficiência deste mercado (FAMA; FRENCH, 1970, 1991).

Questionando a relação entre risco e retorno, Tu e Zhou (2009) realizam um estudo empírico concluindo que o modelo de Markowitz (1952) não é capaz de criar um portfólio que realmente se comporte da maneira como prevista. O portfólio ótimo de menor risco em relação ao retorno pelo modelo se adequa aos comportamentos passados analisados, mas não responde adequadamente ao comportamento futuro das carteiras. Segundo Tu e Zhou (2009), a regra de portfólio estimada por Markowitz (1952) não somente tem desempenho pior do que a regra ingênua de investimentos $1/N$, como perde dinheiro em uma base ajustada a risco em diversos grupos de informações reais. O trabalho de DeMiguel, Garlappi e Uppal (2009) corroboram esta afirmação.

Aprofundando a pesquisa na relação de risco e retorno, Vliet, Blitz e Grient (2011) chegaram a resultados que explicitam desajustes na correlação positiva de risco e retorno. Através de uma análise de diversos períodos e amostras, os autores concluíram que a correlação entre o risco e o retorno é, normalmente, negativa ou neutra. Os autores analisaram diversos estudos que apresentaram evidências contrárias, e concluem que as associações positivas entre risco e retorno são devidas a presença do “viés de sobrevivência” da amostra, resultando em informações enviesadas pelo “sucesso”.

A possibilidade de predição do retorno dos ativos pelo comportamento passado dos ativos também contesta frontalmente com a HME. DeBondt e Thaler (1985) analisam janelas de retorno passado acima de 1 ano, e concluíram que entre o período de janeiro de 1933 e dezembro de 1980, sistematicamente os ativos que tiveram pior desempenho passado geraram melhores retornos futuros. Jegadeesh e Titman (1993) realizaram um estudo similar entre o período de 1965 e 1989, porém avaliando o efeito de retornos anteriores a de 1 ano. Os autores constataram que em janelas até 1 ano de análise de retorno existe um movimento dos preços a favor do movimento inicial. Em análises acima de 1 ano, o movimento dos preços tende a ser contrário ao movimento anterior, corroborando as conclusões de DeBondt e Thaler (1985). Estes efeitos de anormalidade dos retornos futuros a partir do retorno passado ficaram conhecidos como efeito *momentum*.

Além do retorno passado, a relação preço/lucro tem sido bastante amplamente utilizada para o entendimento do comportamento das ações. Segundo Basu (1977), empresas que possuem menor relação de preço/lucro (P/L) possuem melhores retornos tanto absolutos quanto ajustados pelo seu risco. Seus estudos são realizados entre 1956 e 1969 com 500 ações americanas. Segundo o autor, o retorno anual das ações decresce à medida que vão se tornando mais “caras” em relação ao seu lucro anual. Damodaran (2006) corrobora com os achados, alegando que as ações de menor relação P/L tiveram melhor performance no mercado americano, sistematicamente, entre os anos de 1952 a 2001. O autor acrescenta que ações com valores mais baixos para os indicadores preço/valor patrimonial e preço/receita também mantiveram, para o mesmo período, consistência de retornos mais altos, já ajustados ao risco.

Graham (2007) compara o retorno de duas carteiras compostas anualmente com ações do DJIA (índice Dow Jones), utilizando como critério a razão P/L, entre os anos de 1937 e 1969. Durante este período, a carteira com P/L mais baixo obteve retornos menores que o índice DJIA em 3 anos, retornos equivalentes ao do índice em 6 anos, e um desempenho claramente superior em 25 anos. Já a carteira com o P/L mais alto obteve retornos sistematicamente menores do que o índice.

Jaffe, Keim e Westerfield (1989), Damodaram (2006) acrescentam que o tamanho da empresa também é relevante para o comportamento do preço das ações. Incorporando os efeitos de tamanho para as métricas de risco, Fama e French (1993) propõe um modelo de risco ampliado, procurando explicar com maior acurácia os desajustes das métricas clássicas de risco, acrescentando 2 variáveis: valor de mercado (*SMB*) e patrimônio líquido/preço (*HML*). Carhart (1997) acrescenta um quarto fator ao modelo de Fama e French (1993), fundamentado nos achados empíricos de Jeegadesh e Titman (1993), sugerindo de que os retornos passados adicionam capacidade explicativa aos modelos de risco. Fama e French (2012) atestam que a adição do quarto fator de Carhart (1997) aumenta a eficiência da métrica de risco dos ativos analisados. Para Fama e French (1993, 2012) e Carhart (1997) alegam que retorno e risco estão positivamente correlacionados, e casos contrários são devidos às falhas nos modelos de mensuração dos riscos.

Haugen e Baker (1996) atestam que a eficiência de previsão de retornos das ações está relacionada à utilização de um modelo multifatorial que considera métricas de diferentes características individuais dos ativos: os fatores de retornos. Os autores realizaram um amplo estudo para a previsão de retorno de ações nos EUA, Alemanha, Japão, França e Inglaterra. A partir de uma seleção *ad hoc* de 45 (quarenta e cinco) diferentes variáveis, os autores selecionam as mais significativas para a predição do retorno dos ativos. Os fatores de retorno que apresentaram maior capacidade preditiva podem ser listados nesta ordem de importância: excesso de retorno de um mês em relação ao índice de ações; excesso de retorno de doze meses em relação ao índice de ações; a relação volume negociado/valor de mercado; o excesso de retorno de dois meses em relação ao índice de ações; a relação lucro/preço; retorno sobre patrimônio líquido; a relação patrimônio líquido/preço; a tendência do volume de negociação; o excesso de retorno de 6 meses em relação ao índice de ações; a relação fluxo de caixa/preço; variação do fluxo de caixa/preço.

Os resultados do trabalho de Haugen e Baker (1996) apontam para uma grande acurácia do modelo, apresentando R^2 superior a 0,9 entre a média de retorno anual das carteiras e a classificação pelo modelo. Segundo os autores, é o conjunto de fatores que permite a alta previsibilidade dos retornos relativos. Os resultados do trabalho apontam para correlação negativa entre retorno e risco dos portfólios, constatando que “a expectativa de prêmio pago para a volatilidade de retorno é negativo” (Haugen e Baker, 1996, p, 423). Segundo os autores, ações de menor risco possuem maiores retornos, e vice-versa, sendo risco e retorno negativamente correlacionados. Posteriormente, Haugen e Baker (2012) confirmam suas descobertas realizando um estudo ao de diversos locais do globo e nos mais variados recortes temporais, constatando que os ativos que apresentaram melhores retornos foram aqueles que apresentaram menor volatilidade.

Seguindo os passos de Haugen e Baker (1996), Rostagno, Kloeckner e Becker (2004) realizaram um estudo entre os anos de 2000 e 2002 para a verificação da capacidade preditiva de um modelo de fatores de retorno no mercado brasileiro. Os resultados corroboram a eficiência preditiva do modelo. Ainda para verificar a superioridade preditiva dos fatores de retorno, Haugen (2000) compara a capacidade preditiva de 3 modelos diferentes: 1) fatores de retorno, 2) APT (*arbitrage price theory*)(ROSS, 1976) e 3) CAPM (*capital asset pricing model*) (SHARPE, 1964; LINTNER, 1965), e constata que o modelo de fatores de retorno é amplamente superior na capacidade preditiva em relação aos outros 2 modelos. Para o mercado brasileiro, Rostagno (2003) realiza a comparação entre os modelos de fatores de retorno e o modelo APT, apontando, como ocorreu no trabalho de Haugen (2000), a superioridade preditiva do modelo de fatores de retorno.

É importante ressaltar que muitas características de mercado podem ser alteradas ao longo do tempo e localização geográfica, modificando a relevância de determinados fatores para a determinação do retorno das ações. A utilização de fatores de retorno para a previsão dos retornos das ações tem como intenção a busca por um instrumento seletivo de escolha de investimentos e desinvestimentos para as ações, levando em consideração as características particulares dos ativos. Propondo como avanço à utilização de variáveis isoladas e com orientação única para a escolha seletiva de investimentos em ações, a técnica utilizada por Haugen e Baker (1996) possui a característica de utilizar o próprio comportamento do mercado como ferramenta para obtenção das estimativas futuras de retorno. A possibilidade de encontrar, a partir do comportamento passado, uma técnica que permita a previsibilidade das ações, torna a técnica sugerida por Haugen e Baker (1996) suscetível a possíveis ajustes nas predileções dos investidores. Outra diferença atribuída aos fatores de retorno é a possibilidade de utilização de um conjunto relativamente extenso de variáveis como ferramenta para previsão dos retornos dos ativos. A busca por uma explicação das razões de funcionamento de algumas informações isoladas passa a ser substituída pelo entendimento que é o conjunto composto de variáveis que permite o ajuste das previsões. Diante deste desafiador ambiente de modelos de retorno e teorias de investimentos, na seguinte seção é apresentada a metodologia utilizada para o modelo de previsão que objetivou este artigo.

3 Abordagem Metodológica

População, amostra e base de dados

A presente pesquisa se caracteriza por ser quantitativa e longitudinal. A população é formada pelos ativos listados na BM&FBovespa. A amostra é definida e não probabilística, composta pelos ativos que participaram do índice Ibovespa entre janeiro de 2003 e dezembro 2013, nos meses em que estes estavam presentes na composição do índice.

Para o período, 144 diferentes códigos de ativos pertenceram ao Ibovespa. Devido a processos de mudanças de nome, fusões ou aquisições, houve alterações de 22 códigos, de forma que todas as ações que passaram pelo Ibovespa no período são representadas pelo código de 122 ativos. Os códigos foram considerados na amostra somente nos meses em participaram do índice Ibovespa. Esta formalidade metodológica na composição da amostra incorre em dois efeitos: 1) evita-se a utilização de ativos ilíquidos, caracterizados por estarem expostos a grandes oscilações sem, necessariamente, envolvimento de grandes volumes financeiros; 2) evita-se o “viés de sobrevivência”, utilizando na amostra somente ativos considerados importantes na data de referência. Desta forma, se analisa o passado como ele se mostrava para os investidores na época.

A utilização dos ativos que estiveram presentes no índice Ibovespa é relevante por diferenciar dos trabalhos de Haugen e Baker (1996) e Rostagno, Kloeckner e Becker (2004), visto que os autores utilizaram ativos sobreviventes no período, enviando a amostra. A utilização de amostras com viés de sobrevivência apresenta resultados em que os retornos positivos prevalecem, por desconsiderar uma série de ativos que foram retirados da base da amostra, ou seja, não sobreviveram ao período completo. Por conta da utilização de ativos sobreviventes, o viés de sobrevivência na amostra resulta em relações causais distorcidas, favorecendo os retornos positivos, entre as informações das ações em $t-1$ e os retornos dos ativos em t (TU; ZHOU, 2009; VIET; BLITZ; GRIENT, 2011). Esta configuração da amostra também resulta na obtenção da capacidade preditiva de um modelo testado em ações que possuem ampla cobertura dos agentes econômicos. Segundo Damodaran (2006), estes ativos

possuem maior tendência de correção das distorções de preços e maior eficiência na precificação das informações.

Os dados foram coletados no Sistema Econômica, resultando em 8.896 linhas de informações bruta, e 8.115 linhas após filtragem. Os dados foram dispostos em formato *cross section* e a periodicidade das informações é mensal. Ao total, fizeram parte da amostra 136 ações. O Ibovespa iniciou janeiro de 2003 com 54 ativos e terminou dezembro de 2013 com 72 ativos em sua composição. Foram utilizados na amostra todos os ativos do índice para os meses da previsão (t), tal método teve como intenção a simulação das condições do investidor nas datas t . Ações preferenciais e ordinárias de uma mesma empresa que estavam presentes no índice na mesma data foram tratadas de forma independente, como os demais ativos. A seleção dos 16 fatores de retorno foi fundamentada nos trabalhos de Haugen e Baker (1996) e Haugen (2000), bem como na relevância de determinadas variáveis dentro da literatura de finanças. Haugen e Baker (1996) e Haugen (2000) listam 11 fatores de retorno como sendo aqueles de maior capacidade preditiva para o mercado de ações americano. Devido à ausência das informações referentes ao fluxo de caixa das empresas no Sistema Econômica, não foram utilizados dois fatores de retorno considerados relevantes pelos autores: a relação fluxo de caixa/preço e a tendência do fluxo de caixa. Os outros 9 fatores de retorno utilizados nesta pesquisa são:

1. a relação retorno/patrimônio líquido (*ROE*);
2. a relação lucro/preço;
3. a relação patrimônio líquido/preço;
4. a relação volume de negociação/preço;
5. tendência do volume de negociação;
6. excesso de retorno de 1 mês;
7. excesso de retorno de 2 meses;
8. excesso de retorno de 6 meses;
9. excesso de retorno de 12 meses.

Além destas 9 variáveis, outros 7 fatores de retorno foram utilizados para a construção do modelo. Estas variáveis são relevantes dentro dos estudos de finanças e administração financeira, por serem importantes para a mensuração de risco, a precificação do valor do ativo ou para a precificação relativa por múltiplos:

10. beta de mercado (SHARPE, 1964; LINTNER, 1965);
11. volatilidade (MARKOWITZ, 1952);
12. valor de mercado (FAMA; FRENCH, 1996);
13. a relação dividendos/preço – *dividend yield* (FAMA; FRENCH, 1970);
14. a relação receita/preço da ação (DAMODARAM, 1997);
15. a relação lucro/ativo total - *ROA* (DAMODARAN, 2006);

16. a relação lucro/receita - margem líquida (POVOA, 2012).

O presente trabalho possui contribuição específica em relação aos trabalhos de Haugen e Baker (1996) e Rostagno, Kloeckner e Becker (2004), pelos seguintes fatos: a) a amostra respeita a composição mensal do Ibovespa, evitando o viés de sobrevivência e ativos ilíquidos; b) utilização de ações bancárias, por serem de grande relevância na composição do Ibovespa e para o mercado brasileiro; c) utilização de uma janela amostral que contempla fases altas (2003 a maio de 2008), de crise (maio de 2008 a dezembro de 2009) e de instabilidade (2010 a 2013) do mercado de ações brasileiro; d) são feitos testes preditivos com 22 diferentes modelos a fim de comparar a eficiência preditiva entre modelos multifatoriais e de variáveis isoladas. O Sistema Económico não dispõe da informação “receita líquida” para as empresas atuantes no setor bancário, para tanto, utilizou-se as informações “receita líquida das operações financeiras” como substitutas. Os 16 fatores podem ser divididos em cinco famílias de mensurações de características distintas das ações. As famílias são resultantes do agrupamento das variáveis de acordo com o tipo de informações que, conceitualmente, se destinam a mensurar, as quais são: a) risco – variáveis de mensuração de risco; b) liquidez – métricas relacionadas ao volume financeiro envolvido na negociação dos ativos; c) “barateamento” – com exceção do “valor de mercado”, representam uma relação entre uma informação de balanço acumulado dos últimos 12 meses e o valor de mercado das ações; d) rentabilidade – informações dos últimos 12 meses disponibilizadas em balanço que se referem à rentabilidade da empresa; e) desempenho passado – a diferença entre o retorno dos ativos e o índice Ibovespa para períodos diversos, referem-se às informações de *momentum*. Os fatores pertencentes a cada família são:

- a. Família de risco: beta, volatilidade, dívida líquida/patrimônio líquido.
- b. Família de liquidez: volume de negociação/preço, tendência do volume de negociação;
- c. Família de barateamento: valor de mercado, lucro/preço, patrimônio líquido/preço, dividendos/preço, receita líquida/preço;
- d. Família de rentabilidade: lucro/receita, lucro/ativo (*ROA*), lucro/patrimônio líquido (*ROE*).
- e. Família de desempenho passado: excesso de retorno sobre o Ibovespa no último 1 mês, excesso de retorno sobre o Ibovespa nos últimos 2 meses, excesso de retorno sobre o Ibovespa nos últimos 6 meses, excesso de retorno sobre o Ibovespa nos últimos 12 meses.

Metodologia para a previsão dos retornos e verificação da eficiência do modelo

A previsão dos retornos das ações e o teste da eficiência da capacidade preditiva do modelo seguiram a metodologia utilizada por Haugen e Baker (1996). A utilização dos fatores de retorno parte do pressuposto que as diferenças de retorno das ações são melhores alcançadas pelas características individuais dos ativos. Se o retorno nominal de um ativo pode ser expresso como uma função da distribuição da exposição da ação a um mercado, seguido da exposição desta ação aos segmentos de negócios e, por último, às suas características individuais, *i.e.* os fatores retorno pode-se expressar o retorno da seguinte forma:

$$r_{j,t} = b_{1j,t} \cdot Rm_t + \sum (b_{2h,t} * S_{j,h,t}) + \sum (b_{3i,t} * F_{j,i,t}) + e_t \quad (1)$$

Onde:

$r_{j,t}$ = retorno da ação j no tempo t ;

$b_{1j,t}$ = coeficiente de retorno da ação j em relação ao retorno do mercado no tempo t ;

Rm_t = retorno do mercado no tempo t ;

$b_{2i,t}$ = coeficiente de retorno do segmento de negócio h no tempo t ;

$S_{j,i,t}$ = exposição da ação j , ao segmento de negócio h no tempo t

$b_{3i,t}$ = *payoff* estimado do fator de retorno i no tempo t ;

$F_{j,i,t}$ = exposição da ação j , ao fator de retorno i no tempo;

e_t = termo de erro.

Na fórmula (1), o que se verificar é que o retorno do ativo é uma função da oscilação do mercado, o que pode ser entendido como o retorno sistêmico, depois a partir de especificidades do segmento do negócio e de variáveis macroeconômicas que influenciam, especificamente, um determinado tipo de setor, *e.g.* ações pertencentes ao setor siderúrgico ou ao setor elétrico estarão expostos a diferentes para a explicação dos seus retornos, e por últimos, as características dos ativos de forma particular. É importante observar que na fórmula (1), tanto o retorno quanto a exposição às variáveis que o influenciam estão distribuídas no mesmo período t . No entanto, para a predição dos retornos requer a verificação do retorno em t , mas as exposições das ações às variáveis no tempo $t-1$. Haugen (2000) demonstrou que a utilização de variáveis ligadas ao ambiente econômico, inclusive referentes aos segmentos de negócios, atestadas pelo modelo *APT* (ROSS, 1976), e aquela advinda da elasticidade do ativo em relação às oscilações de mercado, utilizada pelo modelo *CAPM* (SHARPE, 1964; LINTNER, 1965), possuem baixa capacidade nas previsões de retorno dos ativos se comparadas às variáveis individuais dos ativos, *i.e.* fatores de retorno, de forma independente. Assim, a previsão dos retornos em t é uma função os fatores de retornos em $t-1$, o que pode ser expresso da seguinte forma:

$$E(r_{j,t}) = \sum (E(b_{i,t-1}) * F_{j,i,t-1}) \quad (2)$$

Onde:

$E(r_{j,t})$ = retorno estimado da ação j no tempo t ;

$E(b_{i,t-1})$ = *payoff* estimado de retorno do fator de retorno i no tempo $t-1$;

$F_{j,i,t-1}$ = exposição da ação j , ao fator de retorno i no tempo $t-1$.

Para estimativa do *payoff* de cada fator de retorno foi utilizado o coeficiente obtido pela regressão *OLS* entre os fatores de retorno (variáveis independentes) e o retorno do mês seguinte

dos ativos (variável dependente) dos últimos 12 meses a partir da data de referência. O *payoff* possui caráter móvel e ajustável ao comportamento do mercado do último ano, mantendo um nível de adequação aos diferentes momentos do mercado. Cabe ressaltar que os fatores incluem a utilização de diversas características dos ativos, respeitando a importância da multiplicidade de fatores de retorno para a capacidade preditiva do modelo (HAUGEN; BAKER, 1996).

Para utilização da regressão linear como instrumento de causalidade (R^2) há de cumprir quatro premissas (GUJARATI, 2000): a) média dos resíduos igual ou próximo de zero; b) normalidade dos resíduos; c) ausência de multicolinearidade e d) ausência de heterocedasticidade. Ao realizar a *OLS* entre os dezesseis fatores de retorno e o retorno do mês seguinte, para a primeira premissa, a média dos resíduos apresentou o irrisório número de 2^{-17} , corroborando a convergência dos resultados a zero. Para o teste de normalidade foi realizado o teste de curtose (*kurtosis*), apresentando concentração de resíduos na área central da curva senoidal (leptocúrtico), e o teste de inclinação (*skewness*), apontando comportamento gaussiano. Para o teste de multicolinearidade, os valores do *VIF* (*variance inflation factor*) apresentaram como maior valor o número 2,4, descartando a presença de multicolinearidade. Para o teste de heterocedasticidade foi verificada a plotagem do gráfico de dispersão, tendo no eixo *x* o valor da predição e no eixo *y* o valor dos resíduos. Os pontos de dispersão apresentaram configuração aleatória. Ao traçar a linha de tendência *OLS* para as dispersões, a mesma apresentou *slope* de 1^{-3} , praticamente paralela ao eixo *x*, apontando a constância dos resíduos ao longo dos valores da predição. Tais resultados corroboram para a homocedasticidade da base de dados. Segundo Gujarati (2000), as premissas fundamentais garantem a utilização do R^2 como potencial causal entre as variáveis, e sugerem que os coeficientes são os melhores estimadores lineares não viesados (MELNV). O não atendimento às quatro premissas inabilita a utilização do R^2 como explicação causal, no entanto não descarta a possibilidade do uso dos coeficientes. Estes podem não ser estimadores MELNV, mas podem ser utilizados

Apesar destas verificações das características paramétricas da amostra, o presente estudo utiliza das regressões *OLS* entre os fatores de retorno e o retorno do mês seguinte dos ativos, somente como uma ferramenta para a obtenção do *payoff* dos ativos a partir dos coeficientes da regressão. Esses coeficientes serão utilizados como os *betas* para a previsão dos retornos do mês seguinte. O que significa que a explicação (R^2) da acuracidade das previsões, não advém da regressão entre os fatores de retornos e o retorno do mês seguinte, mas advém da previsão dos decis pelos modelos e dos retornos simulados desses decis na bolsa de valores. O que significa que o R^2 utilizado para verificação da acuracidade do modelo não advém da regressão linear da base de dados, mas da *OLS* entre as classificações dos decis do modelo o retorno desses decis na bolsa de valores.

Depois de estimados os *payoff's* dos fatores de retorno, os retornos do mês seguinte dos ativos são projetados conforme a fórmula (2). Uma vez projetados os retornos, os ativos são ranqueados a partir do valor da projeção, e então agrupados em decis. Os decis de valores mais baixos se tratam dos ativos com maior projeção de retorno, enquanto os de valores mais altos, os ativos de menor projeção de retorno. As ações possuem pesos de participação distribuídos igualmente dentro dos decis. As carteiras são formadas agrupando os ativos a partir do rank das projeções. Supondo em um momento em que o Ibovespa possuía 70 ações, cada decil irá ter 7 ações.

A observação do comportamento dos decis irá permitir verificar se o modelo foi bem sucedido na previsão dos retornos. O retorno das carteiras de investimentos é verificado na bolsa de valores a partir da média simples dos retornos dos ativos que compuseram cada decil no mês projetado. A constatação do comportamento dos decis para o mês projetado permite a

verificação da eficiência do modelo de projeção. As carteiras são recompostas (rebalanceadas) mensalmente. Todos os meses a metodologia descrita é refeita, ou seja, são obtidos novos *payoffs*, são realizadas novas projeções, os ativos são reagrupados para a composição dos decis e o retorno dos decis é simulado no mês seguinte. O período utilizado para o trabalho se referem aos cinco anos anteriores e posteriores à crise do *subprime*, e ao ano em que se encadeou a crise, com as projeções iniciando em janeiro de 2003 e finalizando em dezembro de 2013. Na seção a seguir apresenta-se os resultados da pesquisa, juntamente com a análise dos dados.

4 Apresentação e Análise dos Dados

É importante ressaltar que a metodologia expõe a intenção do modelo em verificar a capacidade de predição das diferenças de retorno das ações, listando o grupo de ativos de melhor e pior desempenho projetado dentro de um grupo de ações. Na Figura 1 é possível verificar o comportamento dos decis ao longo dos 11 anos. O Decil 1 é aquele formado pelos ativos com projeções de maiores retornos, seguindo sucessivamente até o Decil 10, composto dos ativos com menores projeções de retorno. Utilizando como referência o retorno acumulado do período, os decis 1, 3, 5, 7, 9 e 10 ficaram posicionados exatamente de acordo com o esperado pelo modelo. Já os decis 2, 4, 6 e 8 estiveram com posições trocadas, no entanto, ambos os decis 2 e 4 estão posicionados na metade superior do ranking, enquanto os decis 6 e 8 estão posicionados na metade inferior. Esta disposição sugere que o modelo distorceu suas classificações em duas posições. O decil 2 e o decil 4 ficaram em lugares trocados, da mesma forma que o decil 6 e o decil 8. A inversão de posição de alguns decis também foi encontrada nos trabalhos de Haugen e Baker (1996), em que o modelo não foi capaz de estabelecer uma posição exata da ordem dos decis. Tal inversão pode ser considerada como consequência do método de separação das carteiras.

À medida que diminuem as divisões em grupos com maior quantidade de ativos, a acuracidade do modelo aumenta. A divisão em decis, no entanto, permite uma sensibilidade melhor da capacidade preditiva do que se fosse em menor quantidade de grupos. Como exemplo, podemos dizer que, se divididas as ações em dois grupos, o modelo apresenta 100% de acerto. Os decis de 1 a 5 estão posicionados na metade superior, e os decis de 6 a 10 na metade inferior. Tal inversão dos retornos dos decis, então, pode ser considerada como a insuficiência dos fatores de retorno preverem com exatidão o movimento dos ativos. Sua capacidade preditiva apresenta margens de erro, mas ainda é caracterizada como significativa.

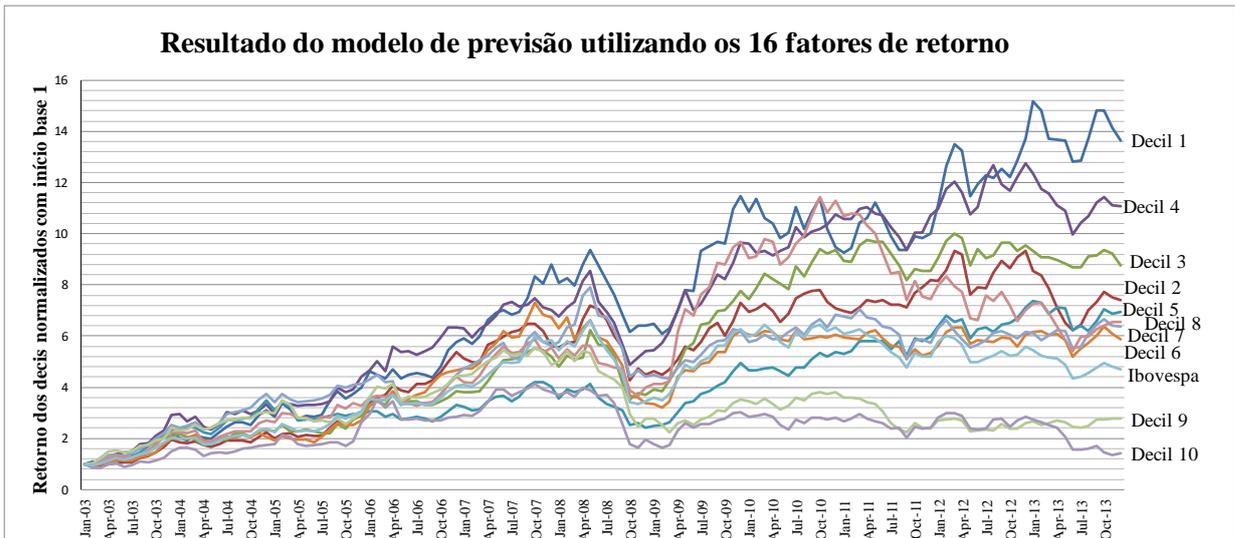


Figura 1 - O retorno dos decis resultantes da previsão do modelo utilizando as 16 (dezesesseis) variáveis independentes para a previsão do retorno do mês seguinte. O retorno dos decis (eixo y) iniciam todos em 1 (um). Previsão realizada no período de janeiro de 2003 a dezembro de 2013

Fonte: dados da pesquisa.

Pretendendo mensurar a capacidade preditiva do modelo objetivamente, na Figura 2 é possível verificar a dispersão dos retornos dos decis e suas classificações segundo o modelo de projeção. O R^2 obtido pela *OLS* entre o retorno acumulado do período e a classificação dos decis apresentou resultado de 0,73 e grau de significância de 99% (F-sig 0,001).

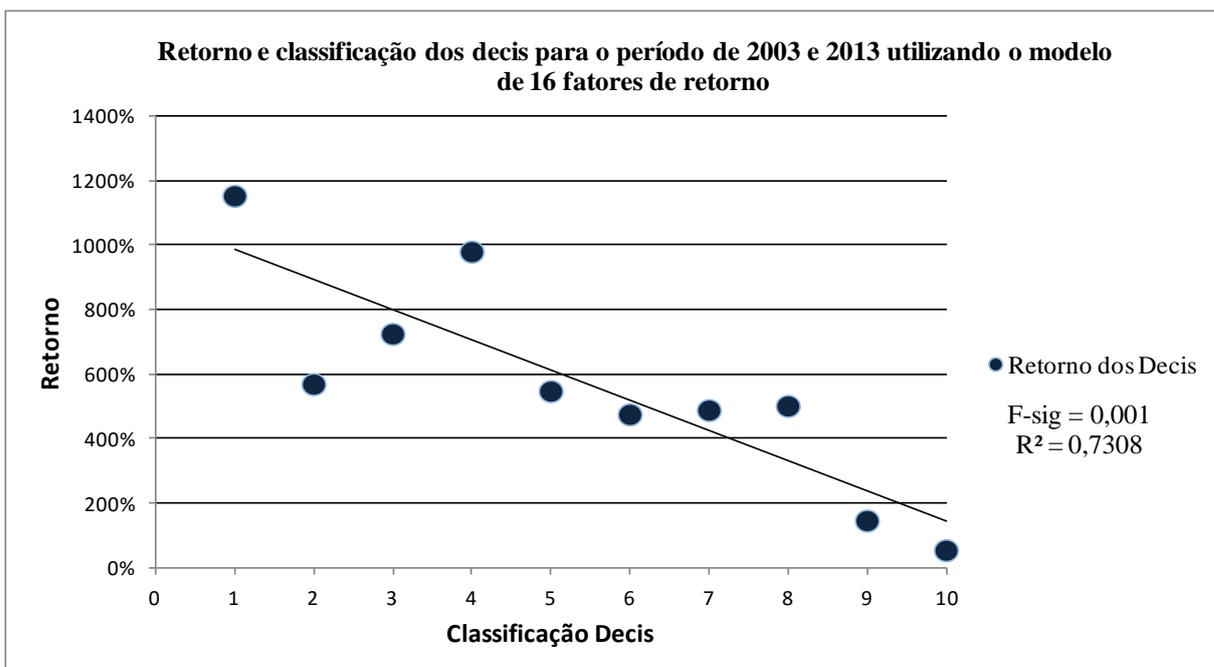


Figura 2 - O eixo y se refere ao retorno das carteiras e o eixo x à classificação de cada carteira de acordo com o projetado pelo modelo.

Fonte: dados da pesquisa.

A constatação da capacidade de classificação dos ativos, utilizando como base a projeção do retorno do mês seguinte a partir da utilização do modelo de fatores de retorno, é um indicativo que o mercado de capitais brasileiro, para o período analisado, não apresentou eficiência na sua forma fraca (FAMA, 1970, 1991). A utilização de informações disponíveis aos investidores foi capaz de prever o retorno relativo dos ativos. Para a verificação do nível de exposição de risco de cada carteira, na Figura 3 é possível observar o retorno médio mensal, a volatilidade e o Índice de Sharpe (SHARPE, 1964) de cada um dos decis para o período. Pode-se observar que os decis possuem uma curva levemente ascendente da volatilidade à medida que avançam os números dos decis, sugerindo correlação negativa entre risco e retorno. A linha OLS entre volatilidade e classificação dos decis resulta em um R^2 de 0,44 e significância de 97% (F-sig 0,03). Parte desta inclinação é originada pelo claro aumento da volatilidade do decil 10. Desconsiderando a volatilidade do último decil, o movimento de aumento da volatilidade não é tão evidente. Os decis 8 e 9 apresentam, respectivamente, volatilidade de 8,08% e 8%, valores que estão dentro de uma vez o desvio padrão (1%) da média da volatilidade dos decis (7,5%), não evidenciando um comportamento significativamente discrepante da volatilidade.

Assim, desconsiderando o último decil, não é possível afirmar que o risco e o retorno das carteiras de investimentos possuem correlação positiva ou negativa. É difícil observar alguma característica específica que justifique o desvio padrão do decil 10 acima dos demais, uma vez que existe rotatividade dos ativos que compõe as carteiras do modelo. O que é possível dizer é que, ao passo em que a utilização de fatores permite a previsão do grupo de ativos de maior ou menor retorno, não é possível dizer com segurança que o mesmo é possível em relação ao desvio padrão. Este fato coloca em evidência de que não é possível estabelecer uma relação entre risco e retorno de forma assertiva. Esse fato coloca contrasta com a relação positiva entre risco e retorno como é atestado em modelos clássicos como o de Markowitz (1952), ao mesmo tempo em que corroboram os achados empíricos de Haugen (2012), Tu e Zhou (2009) e Viet, Glitz e Brient (2011).

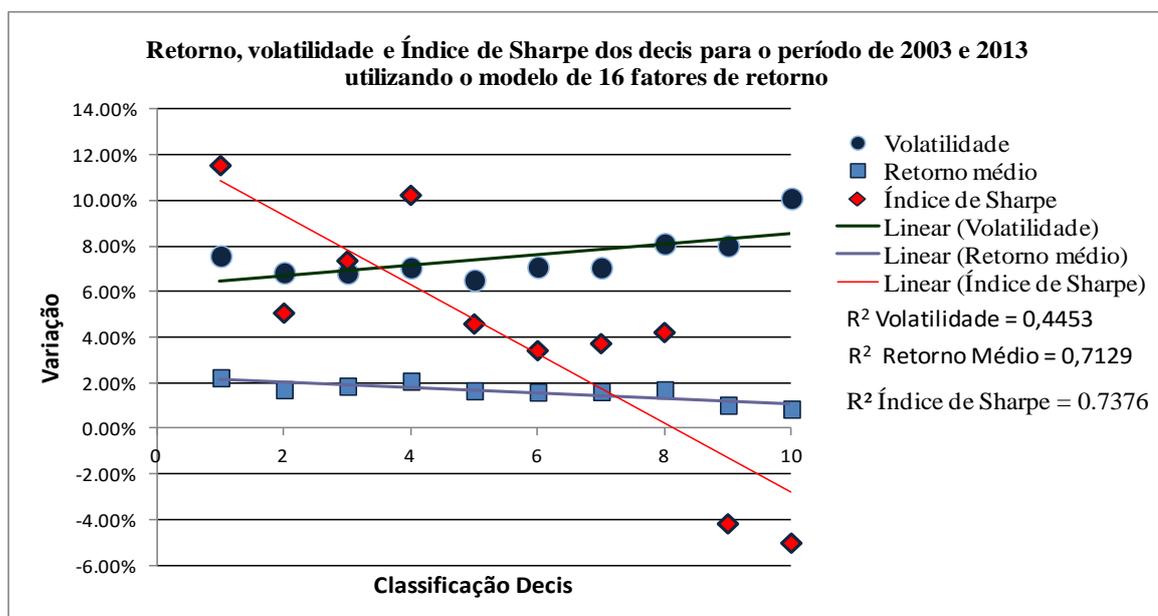


Figura 3 – retorno médio, volatilidade e Índice de Sharpe dos decis.

Fonte: dados da pesquisa.

Cruz, J. A. W.; Evrard, H. S.

Visto o retorno e o risco das carteiras, na Figura 3 é possível verificar a clara tendência da redução do Índice de Sharpe à medida do aumento do número dos decis. A partir da regressão linear entre o Índice de Sharpe e a classificação dos decis, o R^2 apresentou valor de 0,74, com significância de 99% (F-sig 0,001). Este dado corrobora a ideia de que o modelo foi capaz, não somente de projetar os ativos de maior retorno, mas também aqueles de melhor retorno ajustado ao risco. O Índice de Sharpe deve ser interpretado como o retorno adicional da carteira em relação ao ativo livre de risco, para cada unidade de exposição ao risco. Neste caso, o ativo livre de risco utilizado foi o Ibovespa, por se tratar do índice de referência para a carteira de ações, o qual é utilizado como *benchmark* por grande parte dos fundos que se dispõem à escolha seletiva dos ativos no mercado acionário brasileiro. O resultado do Índice de Sharpe pode ser explicado principalmente pela diferença de retorno entre os decis e não pela mensuração do risco, visto que, a despeito do decil 10, a mensuração de risco não possui uma tendência definida.

Apesar de os resultados corroborarem a capacidade preditiva do modelo, é importante considerar o corte temporal como uma função da avaliação do resultado. Para o retorno acumulado do período, o modelo foi capaz de demonstrar um interessante grau de capacidade preditiva. No entanto, cabe também avaliar a eficiência do modelo ao longo do tempo. A Figura 4 apresenta o resultado do R^2 e da significância entre o retorno e a classificação dos decis ao longo dos anos. Os retornos utilizados para os resultados apresentados na Figura 4 se tratam dos retornos acumulados desde o início das previsões. É possível observar que nos primeiros anos o modelo não foi capaz de determinar com acurácia os resultados dos decis. No entanto, ao longo do tempo, a discrepância dos retornos dos decis aumenta gradativamente, apontando a eficiência da capacidade preditiva do modelo. Não é a utilização esporádica ou em um determinado período isolado do tempo, mas a utilização recorrente do modelo de previsão que permite a verificação da eficiência do modelo. Os anos logo após a crise de 2008 parecem ter afetado pontualmente a capacidade preditiva do modelo, mas é possível verificar incrementos na sua eficiência preditiva também depois deste período.

Uma das explicações possíveis para a melhora gradativa da métrica da capacidade preditiva do modelo é que, no curto prazo, as oscilações das ações possuem interferência exógenas de diversos tipos. No entanto, o uso recorrente dos fatores de retorno acaba por, gradativamente, ser capaz de identificar os ativos que obterão os melhores retornos e terão o preço corrigido pelo mercado, a despeito das distorções de curto prazo. Isto permite que, ao longo do tempo, os ativos de maior e menor retorno, acabem, na média, presentes nos decis adequados. Como uma evidência do aumento da capacidade preditiva pelo acúmulo do tempo, podemos observar que a média do R^2 do modelo tende a aumentar conforme a janela de tempo dos retornos, *i.e.* semestral, R^2 a 0,182; anual, R^2 a 0,185; dois anos, R^2 a 0,261; três anos, R^2 a 0,341; quatro anos, R^2 a 0,401; cinco anos, R^2 a 0,481.

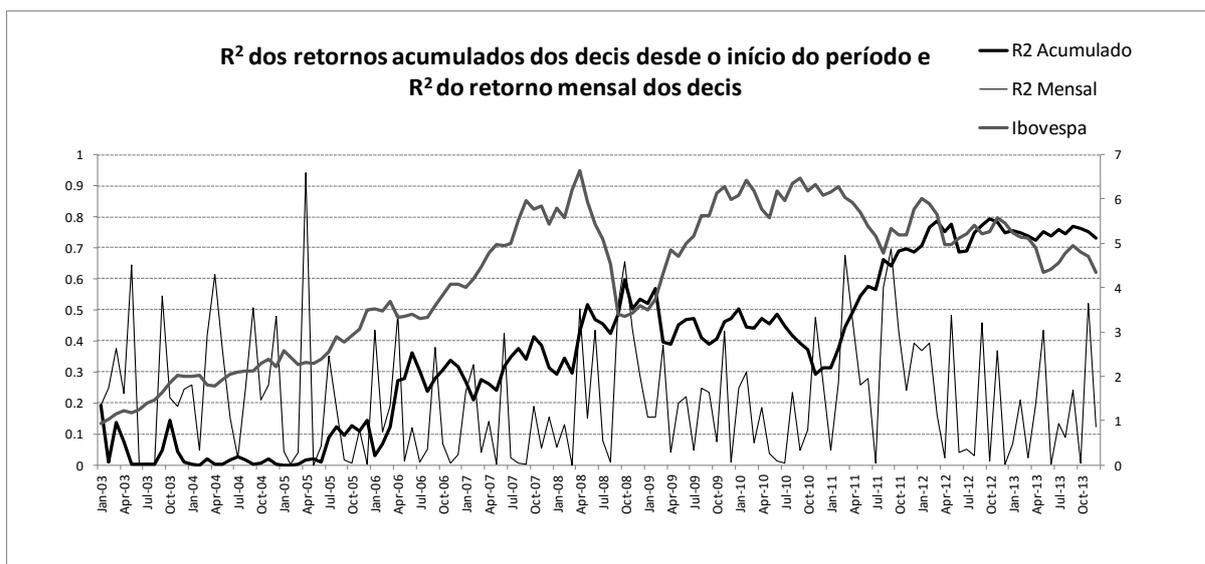


Figura 4 – valores da eficiência preditiva do modelo utilizando os retornos mensais dos decis e os retornos acumulados desde o início do período, juntamente com o comportamento do Ibovespa.

Fonte: dados da pesquisa.

Vista a eficiência preditiva do modelo de 16 fatores de retorno, cabe verificar, dentro do grupo de variáveis, aquelas que apresentaram maior contribuição para a predição do modelo. Para tanto, foi realizado o mesmo procedimento metodológico para modelos utilizando o grupo de variáveis de cada uma das cinco famílias, bem como cada uma das variáveis isoladas. Desta forma, foi realizado o teste de predição com mais 21 modelos, sendo 5 deles das famílias das variáveis e 16 com as variáveis individualmente. Na Tabela 1 é possível verificar o R^2 e o grau de significância da predição de cada modelo de previsão.

Tabela 1 - F-sig resultante da regressão entre o retorno acumulado e a classificações dos decis dos modelos de previsão. Cada modelo possui uma combinação dos fatores de retorno. O modelo de 16 fatores de retorno utiliza a totalidade das variáveis para a previsão, os modelos nomeados inicialmente com “famílias” utilizam as variáveis presentes em cada uma das famílias, os demais utilizam as variáveis isoladamente.

	R^2	F-sig
16 Fatores de Retorno	0.7308	0.0016*
Família Risco	0.2571	0.1347
Família Liquidez	0.3764	0.05923
Família Rentabilidade	0.0389	0.5849
Família Desempenho Passado	0.0308	0.6279
Família Barateamento	0.4167	0.0438*
Volatilidade	0.2987	0,1021

Beta	0.1073	0.3550
Volume Negociação/Preço	0.2185	0,1732
Tendência Volume de Negociação	0.1374	0,2917
ROA	0.1549	0,2604
ROE	0.0027	0.8866
Margem Líquida	0.1429	0,2814
Excesso de Retorno 1 Mês	0.0461	0.5513
Excesso de Retorno 2 Meses	0.0022	0.8967
Excesso de Retorno 6 Meses	0.1340	0,2981
Excesso de Retorno 12 Meses	0.1175	0.3323
Lucro/Preço	0.5003	0,0221*
Patrimônio Líquido/Preço	0.0069	0.8192
Receita/Preço	0.1767	0,2264
Dividendos/Preço	0.2762	0,1187
Valor de Mercado	0.4571	0,0319*

* - significativo acima de 95%

Fonte: dados da pesquisa.

É possível observar que dentro do grupo das famílias, a de “barateamento” foi a única a apresentar grau estatisticamente significativo para a previsão. Apesar de não estar acima da medida de corte da significância a 95%, a família liquidez apresentou capacidade preditiva muito próxima, com o valor de *F-sig* igual a 0,059%. As famílias de “desempenho passado” e de “rentabilidade” apresentaram eficiência preditiva muito inferior às outras. Este fato confronta com os achados do trabalho de Haugen e Baker (1996), no qual encontram significativo potencial preditivo nas variáveis de *momentum*. O motivo para tal resultado pode estar na característica do mercado brasileiro, em que Silva, Piccoli, Cruz e Clemente (2014), utilizando a metodologia de Jegadeesh e Titman (1993), observam um maior percentual de janelas de ineficiência do efeito *momentum* sobre momentos de eficiência.

Analisando os resultados dos modelos que utilizam as variáveis isoladamente para a predição dos retornos, pode-se observar que as variáveis lucro/preço e valor de mercado, ambas dentro da família de barateamento, apresentaram predição com grau estatisticamente significativo. Este resultado corrobora a importância da variável lucro/preço como métrica significativa para seleção de investimentos, conforme os autores que defendem os investimentos fundamentados em valor (GRAHAM, 2007; DAMODARAN, 2006), bem como da importância do valor de mercado para as métricas utilizadas para risco de Fama e French

(1996, 2012). Apesar das diferenças metodológicas com o fundamento de investimentos de Graham (2007), a previsão a partir de fatores de retorno corrobora a visão do autor, e demonstra que a variável lucro/preço apresenta uma íntima relação com o comportamento esperado do investidor referente à utilidade do investimento, *i.e.* a busca por proporções maiores de lucro pelo preço pago pelo ativo. No entanto, as ações de menor lucro/preço podem ser justificadas pela perspectiva de maior crescimento dos lucros futuros, os quais não são captados pelo indicador atual (DAMODARAN, 2006). O modelo de fator de retorno, conforme metodologia utilizada, lança mão da adequação das previsões a partir do comportamento do mercado em relação à variável. Ou seja, em momentos em que o *payoff* da variável lucro/preço está positiva, o modelo elabora o rank da sua projeção a partir de valores crescentes da variável, e quando o mercado apresenta *payoff* negativo, o modelo realiza a sua projeção a partir de um rank decrescente.

O modelo não estabelece a previsão dos retornos dos ativos a partir de um sentido único do vetor de exposição às variáveis. Da mesma forma, o valor de mercado se tornou significativo para a previsão, apesar das diferenças metodológicas com os trabalhos de Fama e French (1996, 2012). No entanto, ainda é possível dizer que o tamanho da empresa é um fator capaz de justificar as preferências dos investidores. Seja para momentos em que os ativos maiores se tornam com maior presença de risco, como seria o caso quando o vetor de ranqueamento do modelo se torna negativo, seja o seu inverso. As demais 14 variáveis, isoladamente, não apresentaram capacidade preditiva significativa. A utilização do *payoff* dos últimos 12 meses destas variáveis não apresenta capacidade de previsão do retorno relativo das ações do mês seguinte.

É interessante observar que, conforme Tabela 1, somente duas variáveis apresentaram capacidade preditiva quando utilizadas isoladamente, *i.e.* lucro/preço (R^2 de 0,50) e valor de mercado (R^2 de 0,45), ambas ligadas às métricas de barateamento. No entanto, ao agrupar todas as 16 variáveis em um único modelo, *i.e.* modelo de 16 fatores de retorno (R^2 de 0,73), é possível observar um aumento da capacidade preditiva. Tal motivo pode ser visto como diminuição do termo de erro por conta da utilização de uma variedade mais abrangente de tipos de informações individuais das ações. Este fato corrobora as afirmações de Haugen e Baker (1996) e Haugen (2000), sobre a multiplicidade de variáveis como fator determinante para o aumento da capacidade preditiva do modelo.

5 Considerações Finais

O presente trabalho procurou verificar a capacidade de um modelo de previsão retorno de ações negociadas na BM&Fbovespa utilizando 16 fatores de retorno. Esta pesquisa remonta aos trabalhos de Haugen e Baker (1996), Haugen (2000) para os mercados desenvolvidos, e aos trabalhos de Rostagno (2003) e Rostagno, Kloeckner e Becker (2004) para o mercado brasileiro. A presente pesquisa contribui fundamentalmente de três maneiras: 1) utilização somente de ações alta liquidez, com a amostra sendo composta dos ativos presentes no Ibovespa, respeitando o viés de sobrevivência; 2) utilização de fatores de retorno para a predição de retorno para o mercado brasileiro por um período ampliado, passando por fases de alta (janeiro de 2003 a maio de 2008), de crise (maio de 2008 a dezembro de 2009) e de instabilidade (2010 a 2013) do mercado de ações; 3) realiza o teste individual da capacidade preditiva das variáveis e famílias que compuseram o modelo.

O modelo utilizando os 16 fatores de retorno para a predição do retorno do mês seguinte dos ativos apresentou um R^2 de 0,73 e significância acima de 99% para a acurácia da previsão, considerando o retorno acumulado até o final do período. Os resultados são positivos quanto à

Cruz, J. A. W.; Evrard, H. S.

possibilidade de previsão do grupo de ações de maior e menor retorno para o mês seguinte. Os resultados confrontam com a hipótese de mercados eficientes no Brasil em sua forma fraca (FAMA, 1970; 1991), visto a possibilidade de utilização de informações disponíveis aos investidores para a previsão dos retornos ativos. O trabalho possui implicações teóricas para a eficiência dos fatores de retorno como vetores para a diferenciação do retorno futuro das ações no Brasil. O trabalho também possui implicações empíricas para investidores e profissionais que se propõe obter retornos acima do *benchmark* de referência para o mercado de ações, neste caso, o Ibovespa.

O modelo utilizando os 16 fatores de retorno para a predição do retorno do mês seguinte dos ativos apresentou um R^2 de 0,73 e significância acima de 99% para a acurácia da previsão, considerando o retorno acumulado até o final do período. Os resultados são positivos quanto à possibilidade de previsão do grupo de ações de maior e menor retorno para o mês seguinte. Os resultados confrontam com a hipótese de mercados eficientes no Brasil em sua forma fraca (FAMA, 1970; 1991), visto a possibilidade de utilização de informações disponíveis aos investidores para a previsão dos retornos ativos. O trabalho possui implicações teóricas para a eficiência dos fatores de retorno como vetores para a diferenciação do retorno futuro das ações no Brasil. O trabalho também possui implicações empíricas para investidores e profissionais que se propõe obter retornos acima do *benchmark* de referência para o mercado de ações, neste caso, o Ibovespa.

Os resultados apontam a importância da família de barateamento para a previsão do retorno das ações. Apesar da técnica de escolha de investimentos utilizada por este estudo não corresponder às técnicas utilizadas pela escola fundamentalista, ambos apontam para a relevância das informações do balanço e o preço das ações negociadas na bolsa de valores a qual para a escolha dos melhores investimentos (POVOA, 2012; DOSAMANTES, 2013; BASU; FORBES, 2013). Destaca-se a importância da variável preço/lucro para a predição dos ativos, corroborando a importância desta variável, também frequentemente apontada pela teoria fundamentalista como relevante para avaliação de investimentos. (DAMODARAN, 2006; GRAHAM, 2007). O presente estudo também apresentou destaque significativo para a predição dos retornos utilizando, isoladamente, a variável “valor de mercado”. O uso do método na presente pesquisa é discrepante das utilizadas em diversos estudos empíricos (DAMODARAN, 1997) e nos modelos ampliados de risco de Fama e French (1996, 2012), mas são correspondentes quanto à relevância da variável “valor de mercado” para a determinação do retorno dos ativos.

Importante destacar que a eficiência preditiva do modelo não se mostrou resultante de algum período isolado ou de períodos específicos (Figura 4). A utilização recorrente do método permitiu, ao longo do tempo, as diferenças dos retornos entre as carteiras de maior e menor previsão de retorno, evidenciados gradativamente. Sugere-se que este fato tenha explicação nas interferências exógenas de curto prazo, mas que tendem, ao longo do tempo, serem corrigidas. Do ponto de vista empírico, é importante evidenciar que este modelo de previsão pode ser usado de diversas formas, mas utilizado de forma sistemática e constante. Provavelmente não apresentará resultados consistentes com utilizações esporádicas, intermitentes ou por curto período de tempo.

Por fim, este trabalho possui como limitação a utilização de 16 variáveis para predição do retorno das ações. A escolha das variáveis se deu com base na literatura. Sugere-se que trabalhos posteriores utilizem uma gama mais diversa de variáveis para a verificação dos testes de predição, bem como aprofundar na contribuição específica de cada uma das 16 variáveis

para a determinação da eficiência preditiva dos modelos de previsão de retorno. Há a possibilidade de aprofundar nas formas de estimações dos *payoff's*.

Referências

ARMSTRONG, C. S.; BANERJEE, S.; CORONA, C. Factor-loading uncertainty and expected returns. **The Review of Financial Studies**. v. 26, n. 1, pp. 158-207, 2012.

BASU, A. K.; FORBES, B. Does fundamental indexation lead to better risk-adjusted returns? New evidence from Australian Securities Exchange. **Accounting and Finance**. p. 1-30, 2013

BASU, S. Investment performance of common stocks in relation to their price-earnings ratios: a test of the efficient market hypothesis. **The Journal of Finance**, v.32, n.3, p. 663-682, 1977.

CARHART, M. M. On persistence in mutual fund performance. **Journal of Finance**, v. 52, n.1, p. 57-82, 1997.

DAMODARAN, Aswath. **Filosofias de investimento: estratégias bem-sucedidas e os investidores que as fizeram funcionar**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2006.

DAMODARAN, Aswath. **Avaliação de investimentos: ferramentas e técnicas para a determinação do valor de qualquer ativo**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1997

DE BONDT, W. F. M.; THALER, R. Does the stock market overreact?. **The Journal of Finance**, v.40, n.3, p.793-805, 1985.

DEMIGUEL, V.; GARLAPPI, L; UPPAL, R. Optimal versus naive diversification: how inefficient is the 1/N portfolio strategy? **The Review of Financial Studies**, v.22, n.5, p. 1915-1953; 2009.

DOSAMANTES, C. A. D. The relevance of using accounting fundamentals in the Mexican stock market. **Journal of Economics Finance and Administrative Science**. V. 18, pp. 2- 10, 2013.

FAMA, E.F.; FRENCH, K. R. The CAPM is wanted dead or alive. **The Journal of Finance**, v.51, n.5, p.1947-1958, 1996.

_____. Size, value and momentum in international stock returns. **Journal of Financial Economics**. v. 105, p. 457-472, 2012.

FAMA, Eugene F. Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. **Journal of Finance**, v. 25, n. 2, p.3 83-417, 1970.

_____. Efficient capital markets II. **The Journal of Finance**. Chicago: American Finance Association, v. 46, n. 5, p. 1575-1617, Dec. 1991.

GRAHAM, Benjamin. **O investidor inteligente: atualizado com novos comentários de Jason Zweig**. Rio de Janeiro: Nova Fronteira, 2007.

GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. 3.ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2000.

GROOT, W.; PANG, J.; SWINKELS, L. The cross-section of stock returns in frontier emerging markets. **Journal of Empirical Finance**. V. 19, pp. 796-818, 2012.

HAUGEN, R. A. **The New Finance**. Prentice Hall, 1995.

HAUGEN, R. A. **Os segredos da bolsa: como prever resultados e lucrar com ações.** Rio de Janeiro: Pearson Prentice Hall, 2000.

HAUGEN, R. A.; BAKER, N. L. Commonality in the determinants of expected stock returns. **Journal of Financial Economics**, v.41, p. 401-439, 1996.

HAUGEN, R. A.; BAKER, N. L. Low risk stocks outperform within all observable markets of the world. Abr. 2012. [www.http://ssrn.com/abstract=2055431](http://ssrn.com/abstract=2055431). Acesso em 12 de março de 2014.

HSU, P.H.; HSU, Y.C.; KUAN, C.M. Testing the predictive ability of technical analysis using a new stepwise test without data snooping bias. **Journal of Empirical Finance**. V. 17, pp. 417-484, 2010.

JAFFE, J.; KEIM, D. B.; WESTERFIELD, R. Earnings yields, market values and stock returns. **The Journal of Finance**, v.44, n.1, p. 135-148, 1989.

JEGADEESH, N.; TITMAN, S. Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency, **The Journal of Finance**, v.48, n.1, p.65-91, 1993.

LINTNER, J. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. **The Review of Economics and Statistics**, v. 47, n. 1, pp. 13-37, 1965.

MARKOWITZ, H. Portfolio selection. **Journal of Finance**, v.7, n.1, p. 77-91, 1952.

POMPIAN, M. **Behavioral finance and wealth management: how to build investment strategies that account for investor biases.** New Jersey: John Wiley & Sons Inc., 2012.

POVOA, A. **Valuation: como precificar ações.** Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

ROSS, S. A. The arbitrage theory of capital asset pricing. **Journal of Economic Theory**, v. 13, p. 341-360, 1976.

ROSTAGNO, L. M. APT versus modelo de fator de retorno esperado: a aplicação de duas ferramentas de previsão de retornos das ações na Bovespa. Porto Alegre: UFRGS, 2003. 95 páginas. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2003.

ROSTAGNO, L. M.; KLOECKNER, G. O.; BECKER, J. L. Previsibilidade de retorno das ações na Bovespa: um teste envolvendo o modelo de fator de retorno esperado. **Revista Brasileira de Finanças**, v.2, n.2, p. 183-206, 2004.

SAKR, A. M.; RAGHEB, M. A.; RAGAB, A. A.; ABDOL, R. K. Return anomalies “disposition effect and momentum”: evidence from the Egyptian stock market. **International Journal of Economics and Finance**. V. 6, n. 2, pp. 181-196, 2014.

SHARPE, W. F. Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. **The Journal of Finance**. V. 19, n. 3, p. 425-442, 1964.

SHYNKEVICH, A. Global industry portfolios and short-term predictability of returns: is it there? **Journal of Financial Markets**. V. 15, pp. 438-466, 2012.

SILVA, W. V.; PICCOLI, P. G. R.; CRUZ, J. A.; CLEMENTE, A. A eficiência do mercado de capitais brasileiros pela análise do efeito momento. **Revista Economia e Gestão**, v. 14, n. 36, 2014.

TU, J.; ZHOU, G. Markowitz meets Talmud: a combination of sophisticated and naïve diversification strategies. **Journal of Financial Economics**, v.99, p.204-215, 2011.

VLIET, P. V.; BLITZ, D.; GRIENT, B. V. D. Is the relation between volatility and expected stock returns positive, flat or negative? **Social Science Research Network**, jul. 2011. Disponível em : <[www.http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1881503](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1881503)>. Acesso em 25 set. 2013.

YU, H.; NARTEA, G. V.; GAN, C.; YAO, L. J. Predictive ability and profitability of simple technical trading rules: recent evidence from southeast asian stock markets. **International Review of Economics and Finance**. V. 25, pp. 356-371, 2013.