

IDENTIFICAÇÃO DE FATORES RELEVANTES E CONSTRUÇÃO DE PORTFÓLIO DIVERSIFICADO NO MERCADO ACIONÁRIO BRASILEIRO

IDENTIFICATION OF RELEVANT FACTORS AND DIVERSIFIED PORTFOLIO SELECTION IN BRAZILIAN STOCK MARKET

Alysson Ramos Artuso* E-mail: alysson.artuso@gmail.com

Anselmo Chaves Neto* E-mail: anselmo@ufpr.br

*Universidade Federal do Paraná (UFPR), Curitiba, PR

Resumo: Partindo de variáveis fundamentalistas, esta pesquisa tem como objetivo construir fatores não observáveis que expliquem a maior parte da variabilidade dos dados contábeis das empresas listadas na Bovespa. Para tal foi aplicada a técnica estatística multivariada da análise fatorial via componentes principais, na qual oito fatores se mostraram relevantes. Com base nos escores fatoriais desses fatores, os ativos foram ranqueados e carteiras anuais com os doze papéis de maior escore foram montadas. Tal estratégia apresentou retornos anormais positivos ao ano ao nível de significância de 5% no período de 1999 a 2009, trazendo indícios de ineficiências no mercado acionário. Assim, as técnicas utilizadas fornecem uma opção para compreensão do mercado acionário e para a construção de portfólios por meio da análise de múltiplas variáveis.

Palavras-chave: Seleção de Portfólio. Análise Fatorial. Análise Fundamentalista. Métodos Quantitativos.

Abstract: Starting from fundamental variables, this research aims to construct unobservable factors to explain the most part of the accounting data's variability of listed companies on Bovespa. So, it was applied the multivariate statistical technique factor analysis by means principal components, in which eight factors were relevant. Based on the scores of these factors, the assets were ranked and annual portfolios with twelve actions were selected. This strategy had positive abnormal returns at 5% of significance level in the period 1999 to 2009, bringing evidence of inefficiencies in the Brazilian stock market. Thus, the techniques provide an option for understanding the stock market and the portfolios' selection through the analysis of multiple variables.

Keywords: Portfolio Selection. Factor Analysis. Valuation. Quantitative Methods.

1 INTRODUÇÃO

Um dos problemas centrais do investimento em ativos de risco é a seleção de quais papéis farão parte de um portfólio. Ainda que a Hipótese do Mercado Eficiente afirme não ser possível alcançar consistentemente um retorno acima do mercado, há indícios de anomalias e ineficiências. Tais indícios são ainda mais fortes nos mercados em desenvolvimento como o brasileiro (COSTA JR, LEAL e LEMGRUBER, 2000; LIMA, 2003; FORTI, PEIXOTO e SANTIAGO, 2009).

A teoria moderna do portfólio se inicia com Markowitz em 1962, ao estabelecer que os retornos devem ser mensurados conjuntamente com os riscos. Conhecendo a exposição desejada, é possível selecionar ativos a serem adquiridos e definir seus pesos na carteira, de forma a construir uma fronteira eficiente que forneça a melhor relação risco-retorno possível. Classicamente, essa otimização é feita estimando-se esperança e variância dos dados passados. Mas esses parâmetros não necessariamente continuarão estáveis, problema, principalmente, no que se refere à variância, bastante sensível a momentos micro ou macroeconômicos (GAIO et al., 2007; OTUKI et al., 2008; BAROSSO-FILHO, ACHCAR e SOUZA, 2010).

Algumas décadas antes da abordagem de Markowitz, em meados de 1930, a análise fundamentalista surgiu com Benjamin Graham. Este acreditava que, a longo prazo, o retorno das ações seria definido pelo desempenho real das empresas, baseando sua análise no preço de mercado, na lucratividade da empresa e na sua saúde financeira. Com isso, fornecia uma alternativa à análise gráfica, estabelecida na teoria de Dow de 1884, que buscava prever o comportamento dos mercados apoiando-se exclusivamente na série temporal das cotações.

Ambas as formas de análise fornecem subsídios para a seleção de ativos, ainda que a Hipótese do Mercado Eficiente negue a possibilidade de se elaborar uma estratégia que sistematicamente supere o mercado. Mas, nenhuma das duas especifica sobre a quantidade de ativos a serem adquiridos de maneira a otimizar o portfólio, já que a baixa diversificação causa uma exposição demasiada ao risco e, por outro lado, a alta diversificação carrega custos de transações que penalizam o retorno. Vários estudos, como os de Ceretta e Costa Jr (2000) e Oliveira e Paula (2007) apontam para cerca de 12 papéis como ótimos para a construção de uma carteira de ações no mercado brasileiro.

Quando os modelos de avaliação envolvem muitas variáveis, caso típico da atual aplicação das análises fundamentalista ou técnica, a seleção das ações que devem compor a carteira não é simples. Para isso, o uso da fronteira eficiente de Markowitz e suas variantes são uma possibilidade, além de inúmeras outras estratégias, como as encontradas em Baggio et al. (2009).

Como uma técnica estatística alternativa, propõe-se a análise fatorial via componentes principais para a definição de quais papéis devem fazer parte de um portfólio tendo como base a utilização de múltiplas variáveis. Por meio do cálculo de escores para cada observação, também é possível ranquear os ativos de maneira a equilibrar a diversificação e os custos de transação da carteira.

A análise fatorial busca identificar fatores por meio da combinação das variáveis originais relevantes, a fim de expressar a variabilidade dos dados. Em geral, procura explicar a estrutura de correlação das variáveis observadas por meio do menor número de fatores possível, desejando que eles tenham um significado no contexto estudado, guardando em si mesmos uma coerência lógica.

Na análise fatorial via componentes principais, primeiramente se procede com a redução do número de variáveis utilizadas, selecionando os conjuntos delas que explicam a maior parte da variabilidade total dos dados antes de agrupá-las.

Para aplicar essa técnica, foram utilizados indicadores comuns da análise fundamentalista. Entretanto, nada impede a aplicação da análise fatorial para redução de variáveis e ranqueamento dos ativos em outros modelos de avaliação e mesmo em outros investimentos que não necessariamente no mercado acionário.

A construção de carteiras a partir da comparação de variáveis fundamentalistas ainda tem sido pouco estudada no Brasil. Ainda assim, alguns trabalhos recentes esclarecem sua aplicabilidade ao mercado acionário nacional, dentre os quais se destacam Costa Jr e Neves (2000), Nagano, Merlo e Silva (2003), Costa Jr, Meurer e Cupertino (2007).

Ao utilizar a análise fundamentalista, podem ser estudadas muitas variáveis de mercado e econômico-financeiras com significados próximos. Também para indicar quais são relevantes ou não se justifica a aplicação da análise fatorial, uma vez que ela pode clarificar a importância dessas variáveis e propor fatores que expliquem a maior parte da variabilidade dos dados.

Outra aplicação da análise fatorial no mercado acionário é a construção de portfólios. Algumas estratégias, como as baseadas em filtros, são capazes de apontar quais ativos devem compor uma carteira. Porém, devido a flutuações do mercado, a estratégia pode selecionar muitos ativos em determinados momentos,

aumentando os custos de transação sem correspondente ganho na diversificação, e poucos ativos em outros períodos, elevando demasiadamente o risco da estratégia.

Com isso, busca-se o objetivo de identificar e interpretar os fatores relevantes que influenciam as companhias de capital aberto da Bovespa e verificar a viabilidade da análise fatorial para a construção de portfólios, avaliando seu desempenho em comparação com o mercado.

2 DESENVOLVIMENTO

Em finanças, o risco é uma consequência da variabilidade dos retornos. Assim, a análise de uma estratégia de investimento atendo-se unicamente à observação dos retornos não é adequada, pois os grandes lucros de uma estratégia podem ser provenientes de uma alta exposição ao risco.

Uma forma de alocar recursos de maneira a se maximizar a relação risco-retorno foi proposta por Markowitz (1952, 1991) baseado na esperança e na variância dos retornos passados dos ativos. O cerne da construção de portfólios dessa maneira consiste na diversificação de títulos, uma vez que o risco de um ativo isolado é diferente de sua contribuição ao risco de um portfólio. Com isso, pode-se atribuir pesos a cada ativo selecionado para fazerem parte da carteira de modo a otimizar a rentabilidade.

A partir do tratamento matemático/estatístico dado por Markowitz, uma série de pesquisadores desenvolveu modelos de mensuração do risco. Um dos mais utilizados é o CAPM (*Capital Asset Pricing Model*), que mede a exposição ao risco de mercado por um beta (β), obtido a partir de uma regressão linear dos retornos do ativo em relação aos da carteira diversificada de mercado. Esse modelo permite avaliar o desempenho de uma estratégia através do alfa de Jensen, que indica se há ou não um retorno anormal após o ajuste de risco (JENSEN, 1969).

Porém, partindo-se da premissa de que os participantes do mercado possuem acesso às informações e estão sempre em busca de maximizar seus lucros, não haveria estratégia que produzisse consistentemente retornos anormalmente positivos. Nessa visão, o mercado seria eficiente e os preços dos ativos

representariam uma estimativa não tendenciosa do seu verdadeiro valor, não sendo possível identificar sistematicamente empresas sobre ou subavaliadas.

Ainda que muitos trabalhos não levem em conta os custos de transação em suas análises, pesquisas trazem indícios de que o mercado acionário está mais eficiente nos dias atuais do que no período anterior ao plano real – com diminuição gradativa do efeito dia da semana e do efeito feriado, por exemplo (COSTA JR, LEAL e LEMGRUBER, 2000; LIMA, 2003; FORTI, PEIXOTO e SANTIAGO, 2009). Mas ainda são observadas ineficiências que colocam em xeque a Hipótese do Mercado Eficiente.

De forma a organizar esses dados, Forti, Peixoto e Santiago (2009) fizeram um levantamento das pesquisas já realizadas no Brasil sobre o tema. Os resultados apontam a existência de diversas estratégias que têm superado sistematicamente o mercado, nos quais se destacam as abordagens de curtíssimo prazo (intradárias) e as baseadas na análise fundamentalista.

2.1 Análise Fundamentalista

Considerando que um mercado não é sempre eficiente, poderá haver momentos nos quais é possível identificar ativos que estejam precificados erroneamente. Assim, ao negociá-los, obtém-se uma rentabilidade superior à média. A procura por modelos que sejam capazes de identificar essas distorções nos preços deu origem a duas grandes escolas: a fundamentalista e a técnica/gráfica.

A análise técnica ou gráfica utiliza ferramentas estatísticas baseadas na série temporal dos preços, desenvolvendo indicadores e modelos na busca de tendências e padrões aproveitáveis para se obter retornos acima do mercado.

A análise fundamentalista envolve diversas ferramentas como análise setorial, conjunto micro e macroeconômico e a avaliação dos demonstrativos financeiros. De acordo com essa escola, uma das maneiras de se identificar empresas sobre ou subavaliadas é a comparação de indicadores provenientes de dados contábeis e da bolsa de valores, como a relação entre o preço de mercado e o lucro líquido, de diversas empresas de um ou mais segmentos de atuação.

Pesquisas realizadas no mercado acionário brasileiro têm mostrado a influência desses indicadores sobre o retorno de um portfólio. Boa parte dos trabalhos nacionais visa testar índices como o preço por lucro (P/L) e o preço por valor contábil (P/VC), além de diversos outros indicadores macro-econômicos, de rentabilidade e da saúde financeira da empresa. Esses trabalhos mostram a validade dessas medidas comparativas, com destaque para o P/VC, além de indícios de influência do índice P/L, entre outros.

Tais considerações estão presentes em Costa Jr e Neves (2000), Bueno (2002), Nagano, Merlo e Silva (2003), Cardoso (2006), Rostagno, Soares e Soares (2008), Faria et al. (2009), Artuso e Chaves Neto (2010) e Furlanetti, Famá e Securato (2010) para diversos períodos de tempo e com utilização de diversas técnicas matemáticas.

Os resultados, porém, não englobam a formação de carteiras com múltiplos indicadores sendo considerados simultaneamente. Exceção ao estudo de Artuso e Chaves Neto (2010) que trata de determinados critérios, conhecidas como filtros de Graham, que analisam 10 índices conjuntamente. A aplicação de tais filtros no mercado acionário brasileiro gerou um retorno anormal para o período de 1998 a 2009, mostrando a viabilidade da estratégia. Porém, não foram explorados outros indicadores além dos originalmente propostos por Graham para o mercado estadunidense das décadas de 1930 a 1970.

Nos trabalhos citados, predominam o uso de regressões e de testes estatísticos para a análise das variáveis. Outras técnicas matemáticas/estatísticas próximas à análise fatorial, aqui proposta foram observadas em Maciel e Ballini (2009) e Silva et al. (2009).

Maciel e Ballini (2009) analisaram a rentabilidade das seis principais ações do Ibovespa de 2003 a 2007. A conclusão foi de que o valor de mercado, o lucro líquido, o Índice Bovespa e a Taxa de Câmbio são variáveis relevantes para a construção de modelos de comportamento de ações, com uma capacidade de predição superior a de modelos tradicionais, baseados somente em séries temporais.

O estudo de Silva et al. (2009) usou a análise de *clusters* para identificar características comuns que fizeram uma carteira possuir, por exemplo, baixo risco e

alto retorno. As variáveis utilizadas foram o coeficiente beta, volatilidade, quantidade de negócios, setor, valor contábil, preço por valor contábil, o índice liquidez total e o retorno. O modelo mostrou que as carteiras formadas no período de 1998 a 2002 obtiveram desempenho dentro do esperado no quadriênio 2002 a 2006, comprovando a adequação da técnica de análise de *clusters*.

Em Santos Filho et al. (2011) um modelo baseado em redes neurais e séries temporais também demonstrou algum poder preditivo em relação aos retornos, contrariando a hipótese de mercado eficiente.

Observa-se, assim, um avanço nas pesquisas nacionais quanto ao uso de técnicas avançadas de análise multivariada e de reconhecimento de padrões aplicadas à construção de portfólios. Seguindo essa linha, a análise fatorial pode, num primeiro momento, contribuir para destacar as variáveis fundamentalistas relevantes e agrupá-las em fatores explicativos de forma a clarificar o funcionamento do mercado acionário brasileiro. Num segundo momento, pode ser utilizada como critério de seleção de ativos, em quantidade ótima, que irão compor uma carteira.

2.2 ANÁLISE FATORIAL VIA COMPONENTES PRINCIPAIS

A Análise Fatorial é uma técnica de análise multivariada que tem por objetivo explicar as correlações entre um conjunto grande de variáveis em termos de um conjunto de poucas variáveis aleatórias não-observáveis chamadas fatores.

Num primeiro momento é preciso verificar a validade da Análise Fatorial através do teste de esfericidade de Bartlett e da medida de adequabilidade da amostra de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO).

O teste de esfericidade de Bartlett testa a hipótese de que as variáveis não sejam correlacionadas na população. A hipótese básica diz que a matriz de correlação da população é uma matriz identidade a qual indica que o modelo fatorial é inapropriado. A estatística do teste é dada por

$$\chi^2 = - \left[(n-1) - \frac{2p+5}{6} \right] \ln |R|$$

que tem uma distribuição qui-quadrado com ν graus de liberdade, $\nu = \frac{p(p-1)}{2}$, onde

n é o tamanho da amostra, p é o número de variáveis e $|R|$ é o determinante da matriz correlação.

Já a medida de adequacidade da amostra de Kaiser-Meyer-Olkin é representada por um índice que avalia quão adequada é a Análise Fatorial. Ela é uma medida da homogeneidade das variáveis, que compara as correlações simples com as correlações parciais observadas entre as variáveis (MAROCO, 2003). É calculada por

$$KMO = \frac{\sum_{j \neq k} \sum_{j \neq k} r_{jk}^2}{\sum_{j \neq k} \sum_{j \neq k} r_{jk}^2 \cdot \sum_{j \neq k} \sum_{j \neq k} q_{jk}^2}$$

onde r_{jk}^2 é o quadrado dos elementos da matriz de correlação original (fora da diagonal); q_{jk}^2 é o quadrado dos elementos fora da diagonal da matriz anti-imagem (sendo q_{jk} o coeficiente de correlação parcial entre as variáveis X_j e X_k).

Conforme Hair, Anderson e Tatham (1987, p. 285), valores altos (entre 0,5 e 1,0) indicam que a análise fatorial é apropriada, enquanto que valores baixos, abaixo de 0,5 indicam que a análise fatorial pode ser inadequada.

No modelo fatorial se pressupõe que as variáveis X sejam linearmente dependentes sobre algumas variáveis aleatórias não-observáveis F (com menos componentes que X) chamadas fatores comuns. Na forma matricial pode-se escrever o modelo por:

$$\underline{X} - \underline{\mu} = L\underline{F} + \underline{\varepsilon}$$

$${}_p L_m = \begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & \dots & l_{1m} \\ l_{21} & l_{22} & \dots & l_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ l_{p1} & l_{p2} & \dots & l_{pm} \end{bmatrix} \quad {}_m F_1 = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_m \end{bmatrix} \quad {}_p \varepsilon_1 = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_p \end{bmatrix}$$

sendo $\underline{X} \sim \bullet(\underline{\mu}, \Sigma)$ e a i -ésima componente μ_i a média da i -ésima variável, ε_i é o i -ésimo erro ou fator específico; F_j = j -ésimo fator comum; l_{ij} o peso ou carregamento na i -ésima variável X_i do j -ésimo fator F_j . Com i variando de 1 até p e j variando de 1 até m , para $m \leq p$.

Com as suposições de $E({}_m F) = \underline{0}$; $V({}_m F) = E({}_m F \underline{F}'_m) = {}_m I_m$; $E({}_p \varepsilon) = {}_p \underline{0}$; $V({}_p \varepsilon) = E({}_p \varepsilon \varepsilon'_p) = {}_p \Psi_p$; e $cov(\underline{\varepsilon}, \underline{F}) = {}_p \underline{0}_m$ tem-se o modelo fatorial ortogonal, o qual implica a

seguinte estrutura para a covariância:

$$\Sigma = \text{cov}(\underline{X}) = LL' + \Psi \text{ ou } V(X_i) = \ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \dots + \ell_{im}^2 + \psi_i \text{ e } \text{cov}(X_i, X_k) = \ell_{i1}\ell_{k1} + \dots + \ell_{im}\ell_{km}$$

$$\text{e } \text{cov}(\underline{X}, \underline{F}) = L \text{ ou } \text{cov}(X_i, F_j) = \ell_{ij}$$

A porção da variância que a variável contribui para o fator comum m é chamada de comunalidade. A porção da variância $V(X_i) = \sigma_{ii} = \sigma_i^2$ devido ao fator específico, chama-se especificidade ou variância específica. Então se tem que

$$\underbrace{\sigma_{ii}}_{\text{Var}(X_i)} = \underbrace{\ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \dots + \ell_{im}^2}_{\text{Comunalidade}} + \underbrace{\psi_i}_{\text{variância específica}}$$

Denotando-se a i -ésima comunalidade por h_i^2 :

$$h_i^2 = \ell_{i1}^2 + \ell_{i2}^2 + \dots + \ell_{im}^2 = \sum_{j=1}^m \ell_{ij}^2 \text{ com } i = 1, 2, \dots, p$$

então $\sigma_i^2 = \sigma_{ii} = h_i^2 + \psi_i$. De forma que a i -ésima comunalidade é a soma dos quadrados dos carregamentos da i -ésima variável com m fatores comuns.

As comunalidades variam entre 0 e 1, sendo mais próximas de 0 quando os fatores comuns explicam baixa ou nenhuma variância da variável, e 1 quando toda a variância é explicada pelos fatores (FÁVERO *et al*, 2009).

Para estimar os carregamentos e as variâncias específicas pode-se usar o método das componentes principais. Sejam os pares de autovalores-autovetores de \mathbf{S} (covariância amostral): $(\hat{\lambda}_1, \hat{e}_1), (\hat{\lambda}_2, \hat{e}_2), \dots, (\hat{\lambda}_p, \hat{e}_p)$ onde $\hat{\lambda}_1 \geq \hat{\lambda}_2 \geq \dots \geq \hat{\lambda}_p$ e sendo $m \leq p$ o número de fatores comuns. A matriz dos pesos ou carregamentos estimados dos fatores $\hat{\mathbf{L}}_{ij}$ é dada por $\hat{\mathbf{L}} = \hat{\mathbf{C}}\hat{\mathbf{D}}_\lambda^{1/2}$. Onde:

$$\hat{\mathbf{C}} = \begin{bmatrix} \hat{e}_{11} & \hat{e}_{12} & \dots & \hat{e}_{1p} \\ \hat{e}_{21} & \hat{e}_{22} & \dots & \hat{e}_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{e}_{p1} & \hat{e}_{p2} & \dots & \hat{e}_{pp} \end{bmatrix} \quad \hat{\mathbf{D}}_\lambda^{1/2} = \begin{bmatrix} \sqrt{\hat{\lambda}_1} & & & \\ & \sqrt{\hat{\lambda}_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sqrt{\hat{\lambda}_p} \end{bmatrix}$$

Porém, para esse desenvolvimento, o conjunto de dados \underline{X} deve ser primeiro centralizado ou padronizado. E as variâncias específicas estimadas são fornecidas pelos elementos diagonais da matriz $\hat{\Psi} = \mathbf{S} - \hat{\mathbf{L}}\hat{\mathbf{L}}'$:

$$\hat{\Psi} = \begin{bmatrix} \hat{\psi}_1 & & & \\ & \hat{\psi}_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \hat{\psi}_p \end{bmatrix} \quad \text{com: } \hat{\psi}_i = s_i^2 - \sum_{j=1}^m \ell_{ij}^2$$

e as comunalidades são estimadas como $\hat{h}_i^2 = \hat{\ell}_{i1}^2 + \hat{\ell}_{i2}^2 + \dots + \hat{\ell}_{im}^2$.

Em muitas aplicações precisa-se estimar o valor de cada um dos fatores para uma observação individual $\underline{x}' = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]$. Estas estimativas com base nos fatores são chamados de escores fatoriais e, em várias aplicações, são usados para substituir os dados originais. Esse escore é uma representação mais econômica da informação presente nas diferentes variáveis, sendo capaz de resumir a informação presente em muitas variáveis (MAROCO, 2003).

A metodologia proposta por Bartlett para estimar os escores fatoriais consiste em estimar \underline{F} minimizando a soma dos quadrados dos erros (fatores específicos) dividido pela sua variância recíproca, que é dada por

$$\sum_{i=1}^p \frac{\varepsilon_i^2}{\Psi_i} = \underline{\varepsilon}' \Psi^{-1} \underline{\varepsilon} = (\underline{x} - \underline{\mu} - \underline{L}\underline{F})' \Psi^{-1} (\underline{x} - \underline{\mu} - \underline{L}\underline{F})$$

que ao ser minimizado fornece como solução os escores fatoriais estimados, dados por $\hat{\underline{F}} = (\hat{\underline{L}}' \hat{\Psi}^{-1} \hat{\underline{L}})^{-1} \hat{\underline{L}}' \hat{\Psi}^{-1} (\underline{x} - \bar{\underline{x}})$ e os escores fatoriais estimados para as variáveis padronizados são dados por $\hat{\underline{F}} = (\hat{\underline{L}}' \hat{\underline{L}})^{-1} \hat{\underline{L}}' \underline{z}$.

Por meio dos autovalores e dos escores fatoriais, é possível calcular o escore bruto de cada observação e, por conseguinte, ranquear as observações de acordo com essa medida. Tal escore é ponderado pelos autovalores de acordo com a equação:

$$E_j = \sum_{i=1}^k \hat{f}_j' \cdot \hat{\lambda}_i / \sum_{i=1}^k \hat{\lambda}_i'$$

A escolha do número de fatores pode ser feita pela utilização do critério de Kaiser, no qual se escolhe os fatores que possuem autovalores maiores que 1; ou pela escolha do número de fatores de acordo com a explicação da proporção da variância total.

Outra técnica utilizada para otimizar a resposta da análise fatorial é a

Revista Produção Online, Florianópolis, SC, v.12, n. 4, p. 1002-1030, out./dez. 2012.

rotação dos fatores, de forma a se obter uma estrutura para os pesos tal que cada variável tenha peso alto em um único fator e pesos baixos ou moderados nos demais fatores. Esta técnica permite uma interpretação mais clara da natureza dos fatores.

Sendo \mathbf{T} a matriz de transformação e \mathbf{L} a matriz estimada dos pesos dos fatores obtida por qualquer método, então $\hat{\mathbf{L}}^* = \hat{\mathbf{L}}\mathbf{T}$, onde $\mathbf{T}\mathbf{T}' = \mathbf{T}'\mathbf{T} = \mathbf{I}$ é uma matriz de carregamento rotacionada.

Uma medida analítica para efetuar a rotação dos fatores é a rotação *Varimax*. O procedimento *Varimax* seleciona a transformação ortogonal \mathbf{T} que torna o maior possível a expressão

$$V = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^m \left[\sum_{i=1}^p \tilde{\ell}_{ij}^{*4} - \frac{\left(\sum_{i=1}^p \tilde{\ell}_{ij}^{*2} \right)^2}{p} \right]$$

onde $\tilde{\ell}_{ij}^*$ são os coeficientes finais rotacionados escalonados pela raiz quadrada das

comunalidades, dados por $\tilde{\ell}_{ij}^* = \frac{\hat{\ell}_{ij}^*}{\hat{h}_i}$.

O método *Varimax* tem como objetivo obter uma estrutura fatorial na qual uma e apenas uma das variáveis originais esteja fortemente associada com um único fator e pouco associada com os fatores restantes (MAROCO, 2003).

2.3 MATERIAL E MÉTODOS

Com base na literatura da área e nos estudos citados foram selecionados vinte e dois indicadores para a análise fatorial. Ainda que muitos deles sejam de conhecimento amplo, nem sempre a literatura da área se utiliza dos mesmos termos, motivo pelo qual eles são descritos brevemente e, quando necessário, são expostas suas equações:

1. Preço de Mercado (PM) – multiplicação da quantidade de ações pela cotação do ativo em bolsa, resultando no valor de mercado da empresa.

2. *Dividend Yield* (DY) – indica a remuneração obtida em forma de proventos sobre o capital investido do acionista.

$$DY = \frac{\text{Dividendos Totais}}{\text{Preço de Mercado}} = \frac{\text{Dividendo por Ação}}{\text{Preço por Ação}}$$

3. Preço/Lucro (P/L) – relação entre o preço de mercado da ação e o lucro por ação do período.

$$P/L = \frac{\text{Preço de Mercado}}{\text{Lucro Líquido}} = \frac{\text{Preço por Ação}}{\text{Lucro por Ação}}$$

4. Preço/Vendas (P/V) – quociente entre o preço de mercado da ação e a receita líquida

5. Preço/Valor contábil (P/VC) – divisão entre o preço de mercado do ativo e o seu patrimônio líquido.

6. Preço/Valor contábil tangível (P/VCT) – similar ao P/VC, porém sem contabilizar no patrimônio líquido os ativos intangíveis.

$$P/VCT = \frac{\text{Preço de Mercado}}{\text{Patrimônio Líquido} - \text{Ativos Intangíveis}}$$

7. Preço/Capital de Giro Líquido (P/CGL) – divisão entre o valor de mercado da empresa e seu capital de giro líquido, entendido como ativo circulante menos dívida total.

$$P/CGL = \frac{\text{Preço de Mercado}}{\text{Ativo Circulante} - \text{Dívida Total}}$$

8. Retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE) – relaciona o lucro líquido com o patrimônio líquido da empresa.

$$ROE = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}}$$

9. Retorno sobre Ativos (ROA) – mede a capacidade em gerar lucro líquido em relação ao ativo total.

$$ROA = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Ativo Total}}$$

10. Retorno sobre o Capital (ROC) – similar ao ROE, considera a dívida financeira juntamente com o patrimônio líquido na divisão.

$$ROC = \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Dívida Financeira} + \text{Patrimônio Líquido}}$$

11. Margem líquida (ML) – quociente entre o lucro líquido e a receita líquida da empresa.
12. Média do Crescimento dos Lucros por Ação (MCL) – média aritmética do crescimento dos lucros por ação da empresa nos últimos 5 anos.
13. Liquidez Corrente (LC) – quociente entre o ativo circulante e o passivo circulante, indicando a capacidade de pagamento em curto prazo da empresa.
14. Liquidez Seca (LS) – similar à LC, mas excluindo os estoques do ativo circulante.

$$LS = \frac{\text{Ativo Circulante Líquido}}{\text{Passivo Circulante}} = \frac{\text{Ativo Circulante} - \text{Estoques}}{\text{Passivo Circulante}}$$

15. Liquidez Geral (LG) – razão entre o ativo circulante e o realizável a longo prazo com o passivo circulante e o exigível a longo prazo, demonstra a capacidade de pagamento de longo prazo da empresa.

$$LG = \frac{\text{Ativo Circulante} + \text{Ativo Realizável a Longo Prazo}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Exigível a Longo Prazo}}$$

16. Liquidez Imediata (LI) – mostra quanto se dispõe imediatamente para liquidar as dívidas de curto prazo (contabilizando o dinheiro em caixa e disponível nas contas bancárias e nas aplicações de curtíssimo prazo), calculada por essa disponibilidade dividida pelo passivo circulante.

$$LI = \frac{\text{Caixa} + \text{Bancos} + \text{Aplicações de Curtíssimo Prazo}}{\text{Passivo Circulante}}$$

17. Grau de Endividamento (GE) – estabelece uma relação entre os passivos e o patrimônio líquido, refletindo a dependência a terceiros.

$$GE = \frac{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível de Longo Prazo}}{\text{Patrimônio Líquido}}$$

18. Participação de Capitais de Terceiros Sobre Recursos Totais (PCTRT) – similar ao GE, divide o passivo total pelo passivo total mais o patrimônio líquido.

$$PCTRT = \frac{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível de Longo Prazo}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível de Longo Prazo} + \text{Valor Contábil Tangível}}$$

19. Garantia do Capital Próprio ao Capital de Terceiros (GCPCT) – é a relação de cada unidade monetária de capital próprio disponível para garantir uma unidade monetária de capital de terceiros.

$$\text{GCPCT} = \frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível de Longo Prazo}}$$

20. Composição do Endividamento (CP) – mostra a participação do endividamento de curto prazo ao dividir o passivo circulante pelo passivo total.

$$\text{CP} = \frac{\text{Passivo Circulante}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível de Longo Prazo}}$$

21. Liquidez Geral Modificada (LGM) – razão entre o capital de giro líquido e o realizável a longo prazo com o passivo circulante e o exigível a longo prazo.

$$\text{LGM} = \frac{\text{Capital de Giro Líquido}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Exigível a Longo Prazo}}$$

22. Grau de Endividamento (GEM) – estabelece uma relação entre os passivos e o patrimônio líquido tangível.

$$\text{GEM} = \frac{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível de Longo Prazo}}{\text{Valor Contábil Tangível}}$$

As variáveis foram levantadas para todas as empresas não-financeiras listadas na Bovespa entre os anos de 1999 e 2009 através da plataforma Economatica, contabilizando somente o papel mais negociado quando a empresa tem mais de uma ação negociada. Foi tomado como data base o último dia útil do mês de março do ano subsequente para o levantamento dos dados, uma vez que é o prazo máximo para as empresas de capital aberto divulgarem seus balanços do ano anterior.

A seguir, foi feito o descarte de pontos atípicos (*outliers*) com programa MINITAB. O descarte foi feito através do método das duas primeiras componentes principais padronizadas, quando os escores apresentados fugiram ao intervalo de mais ou menos dois desvios padrões. Das 2162 observações, 67 foram identificadas como *outliers* nessas condições.

De posse desses dados, a análise fatorial via componentes principais é capaz de identificar quais variáveis são realmente relevantes para explicar a variabilidade

dos dados e agrupá-los em fatores explicativos. Através da construção de escores é possível também ranquear os ativos com base nos fatores anteriormente definidos.

Para tanto, foram realizados os testes de Bartlett e KMO no *software* MATLAB R2009b para verificar a validade da análise fatorial. Os valores obtidos para ambos os testes, a cada ano, estão expostos no Tabela 1.

Tabela 1 – Testes de validade da análise fatorial

Ano	Teste de Bartlett (p -value)	Medida de adequacidade KMO
1999	$5,670 \cdot 10^3$ (0)	0,5462
2000	$7,578 \cdot 10^3$ (0)	0,5848
2001	$8,696 \cdot 10^3$ (0)	0,5954
2002	$7,593 \cdot 10^3$ (0)	0,5124
2003	$7,720 \cdot 10^3$ (0)	0,5500
2004	$7,720 \cdot 10^3$ (0)	0,5533
2005	$1,725 \cdot 10^3$ (0)	0,5037
2006	$3,249 \cdot 10^3$ (0)	0,5439
2007	$4,876 \cdot 10^3$ (0)	0,5821
2008	$3,0421 \cdot 10^3$ (0)	0,5065
2009	$6,258 \cdot 10^3$ (0)	0,6247

Pela rejeição do teste de esfericidade de Bartlett (que testa a hipótese nula da matriz covariância ser a identidade) e pela medida de Kaiser-Meyer-Olkin maior que 0,5 para todos os anos, tem-se a análise fatorial como adequada para os dados.

Nessas condições, foi realizada a análise fatorial no programa STATISTICA 8.0 para os dados de cada ano, sendo usado o critério de Kaiser para a seleção dos fatores. Aplicou-se a rotação *Varimax* e foram calculadas as comunalidades e os escores fatoriais para cada variável.

De posse dos autovalores e dos escores fatoriais, é possível calcular o escore bruto, E_j , de cada ativo observado e, dessa forma, ranquear os ativos de acordo com essa medida. Tal escore é ponderado pelos autovalores conforme exposto anteriormente.

Como os benefícios da diversificação ficam prejudicados pelos custos de transação a partir de cerca de dez a doze ativos (CERETTA e COSTA JR, 2000; OLIVEIRA e PAULA, 2007), foi feito um estudo de carteira com o portfólio composto dos doze ativos em ordem decrescente de escore, com cada um dos doze papéis correspondendo a 8,33% do valor da carteira. O estudo foi realizado para os prazos de manutenção da carteira de um, dois, três e cinco anos.

A rentabilidade foi comparada através dos retornos logarítmicos, o índice de Sharpe e o alfa de Jensen. O índice de Sharpe é calculado por

$$IS_i = \frac{E(r_i) - r_f}{\sigma_i}$$

onde IS_i é o índice de Sharpe da carteira de investimento i ; $E(r_i)$ é o retorno médio da carteira de investimento; r_f é o retorno livre de risco e σ_i é o desvio padrão dos retornos da carteira de investimento.

O alfa de Jensen (α_i) é dado a partir do retorno médio do investimento ($E(r_i)$), do retorno livre de risco (r_f), do coeficiente beta estimado para o investimento i (β_i) e do retorno médio do mercado (r_m):

$$\alpha_i = E(r_i) - [r_f + \beta_i (r_m - r_f)]$$

Como carteira de mercado adotou-se o Índice Bovespa e a taxa Selic como taxa livre de risco. Para se avaliar a gaussianidade dos valores foi usado teste de Shapiro-Wilk e para a homogeneidade de variância o teste F. A comparação entre as medidas de rentabilidade foi feita pelo teste paramétrico t. Todos foram realizados no *software* MINITAB 15 com nível de significância de 5%. Nesse nível, a hipótese de gaussianidade e de homogeneidade dos dados não foi rejeitada para nenhuma variável (*p-valores* acima de 0,1 em todos os casos).

Com isso, é possível identificar fatores responsáveis pela variabilidade dos dados e interpretá-los de modo a clarificar o funcionamento do mercado acionário brasileiro. A abordagem dos escores brutos também permite a construção de estratégias de investimento com base nos fatores identificados, solucionando o problema de baixa ou excessiva diversificação, oferecendo uma maneira até então inédita de se ranquear ativos.

2.4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Uma vez que a análise fatorial se mostrou válida, os diversos indicadores utilizados puderam ser reduzidos e organizados em basicamente 8 fatores explicativos que dão conta, em média, de 77,89% da variabilidade dos dados. No Quadro 1 estão todas as variáveis com peso absoluto superior a 0,70 nos fatores que cumpriram o critério de Kaiser a cada ano.

Quadro 1 – Principais variáveis presentes em cada fator

Ano	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4
1999	LS, LC, LI, LGM	GE, GEM	ROA, ROC, ROE	P/VCT, P/VC
2000	LS, LC, LI, LGM	P/VCT, P/VC	ROA, ROE	GE, GEM
2001	LS, LC, LI	P/VCT, P/VC	ROA, ROC, PCTRT	GEM, GE, ROE
2002	LS, LI, LC	P/VCT, P/VC, ROE, GE	ROA, PCTRT	GCPCT, LG
2003	LS, LC, LI, LGM, LG	P/VCT, P/VC	PCTRT, ROA	GEM, GE
2004	LS, LI, LC	ROC, ROA, ROE	ML, P/V	GE, GEM
2005	LS, LC, LI	P/VCT, P/VC	P/V, ML	PCTRT, ROA
2006	LS, LC, LI	ROA, PCTRT, ML	P/VCT, P/VC	LGM, CP, LG
2007	LS, LC, LI	ROA, ML, P/V, PCTRT	P/VC, P/VCT	CP, LGM, LG
2008	LS, LC, LI	GEM, P/VCT, GE	PCTRT, ROA	ML, P/V
2009	LS, LC, LI	GEM, GE, P/VCT, ROE, P/VC	ROA, PCTRT, ML, P/V	LG, GCPCT

Ano	Fator 5	Fator 6	Fator 7	Fator 8	Fator 9
1999	P/V, ML	CP	P/CGL, PM	MCL	
2000	P/V, ML	CP	P/CGL	MCL	
2001	P/V, ML	CP, LG, GCPCT	PM, P/CGL	nenhuma relevante	
2002	P/V, ML	P/L, PM	GEM	CP	MCL
2003	P/V, ML	CP	MCL	ROC, ROE	P/L
2004	CP, LGM, LG	P/VC, P/VCT	DY	nenhuma relevante	
2005	GE, GEM	CP	MCL	ROC	
2006	ROE, ROC	GEM	MCL	nenhuma relevante	
2007	ROE, GE	P/CGL	DY	-	
2008	CP, LGM, LG	P/VC, ROE	P/CGL	nenhuma relevante	
2009	P/CGL, PM	ROC	P/L	MCL	

Em geral, oito fatores satisfizeram o critério de Kaiser. A observação do Quadro 1 mostra a presença frequente de algumas variáveis na constituição dos fatores, indicando uma estabilidade nos critérios para avaliação dos ativos. Cabe, portanto, buscar uma interpretação de caráter geral para tais fatores ao longo dos 11 anos analisados.

O fator 1 remete a um indicador de liquidez da empresa, tendo como variáveis mais relevantes a liquidez seca (LS), corrente (LC) e imediata (LI). Os índices de liquidez são utilizados para avaliar a capacidade de uma empresa honrar seus compromissos de curto e de longo prazo. Nesse fator, porém, estão evidenciados somente os compromissos imediatos e de curto prazo. O que retrata a capacidade de pagamento desse tipo de dívidas como o fator mais importante para diferenciar as empresas. Ele explica, sozinho, 17,21% da variabilidade dos dados.

As variáveis que mais se destacam no segundo fator são o preço por valor contábil tangível (P/VCT) e o preço por valor contábil (P/VC). De maneira que ele pode ser interpretado como um indicador de preço de mercado. Eles são de aplicação comum no mercado para identificar ações sobre ou subavaliadas e sua importância no mercado nacional já foi ressaltada por Costa Jr e Neves (2000), Nagano, Merlo e Silva (2003) e Artuso e Chaves Neto (2010). Esse fator, isoladamente, retrata em média 12,79% da variância.

O terceiro fator pode ser entendido como um indicador de rentabilidade. Ele está baseado principalmente no retorno sobre os ativos (ROA) e no retorno sobre o patrimônio líquido (ROE). Ambos têm como função medir a capacidade da empresa de gerar lucro em comparação com seu valor contábil e com os ativos que possui. Esse fator representa 10,36% da variabilidade encontrada.

O quarto fator, de maneira geral, é composto pelas variáveis grau de endividamento (GE) e grau de endividamento modificado (GEM). Pode ser interpretado como um indicador da dívida da empresa, uma vez que comparam a dívida total da empresa com seu patrimônio líquido total ou tangível. 9,68% da variância é explicada por esse fator.

Nesses quatro primeiros fatores, concentram-se 50,04% da variabilidade dos dados. É esclarecedor observar que eles se referem a aspectos diferentes da empresa. Um diz respeito à sua capacidade de pagar dívidas no curto prazo, o segundo ao preço, o terceiro à rentabilidade e o último ao tamanho de sua dívida. Do ponto de vista da análise fundamentalista, esses quatro pólos são essenciais para o bom desempenho de um papel no longo prazo.

Em geral, as empresas que são negociadas com baixos múltiplos de mercado (como P/VC, P/VCT, P/L, P/V) têm uma expectativa de crescimento baixa, são pouco lucrativas, possuem alta dívida ou sua capacidade de pagá-la é questionável. A combinação dos quatro primeiros fatores abrange praticamente todos esses problemas, uma vez que permite observar companhias cujas ações estão baratas do ponto de vista dos múltiplos do mercado, mas, ao mesmo tempo, apresentam alta rentabilidade, alta capacidade de cumprir seus compromissos de curto prazo e composição pequena de sua dívida em comparação com seu patrimônio.

O quinto fator é composto pelas variáveis preço por vendas (P/V) e margem líquida (ML). O primeiro é um indicador do mercado que ainda não havia se mostrado relevante em nenhum estudo nacional. O segundo, também inédito na literatura brasileira, é uma medida de rentabilidade que reflete a lucratividade da empresa em relação às suas vendas. Combinadas, elas constituem um fator que pode ser interpretado como a rentabilidade e a precificação da receita líquida da companhia. 8,38% da variância está contida nesse fator.

Os três últimos fatores são um pouco mais instáveis ao longo dos anos, porém é possível se determinar seus componentes mais frequentes. Nesse sentido, o sexto fator se deve à variável composição do endividamento (CP). Ele é um indicador que mostra a participação do endividamento de curto prazo diante de toda a dívida da companhia, funcionando como uma medida da estrutura de capital da empresa. Em média, esse fator explica 8,10% da variabilidade dos dados.

O sétimo fator corresponde ao preço por capital de giro líquido (P/CGL). Apesar de pouco utilizado, esse indicador apresentou bons resultados quando em conjunto com outros no estudo de Artuso e Chaves Neto (2010). Trata-se de uma modificação dos múltiplos P/L, P/V e P/VC, mas que não é tendencioso em relação às dívidas da empresa, pois envolve somente seu capital de giro líquido, entendido como o ativo circulante menos a dívida total da companhia. A variância contida nesse fator é de 5,58%.

O último fator relevante engloba a média de crescimento dos lucros (MCL) e trata-se de um indicador de crescimento, uma vez que mostra a evolução média dos lucros por ação nos últimos cinco anos. Mesmo não tendo tanto destaque quanto os demais fatores, ele completa os aspectos comumente adotados para a seleção de empresas promissoras: negociadas a baixos preços, financiadas conservadoramente e com lucros consistentes. 5,42% da variabilidade dos dados é explicada por esse fator. As comunalidades para cada ano estão organizadas na Tabela 2.

Tabela 2 – Comunalidades em ordem decrescente

	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	Média
LS	0,905	0,903	0,938	0,927	0,925	0,927	0,895	0,933	0,921	0,867	0,981	0,920
LC	0,909	0,923	0,948	0,925	0,888	0,843	0,875	0,903	0,917	0,844	0,969	0,904
ROA	0,845	0,823	0,795	0,772	0,900	0,917	0,740	0,994	0,995	0,943	0,998	0,884
LG	0,869	0,781	0,866	0,886	0,834	0,848	0,869	0,857	0,847	0,815	0,937	0,855
GE	0,957	0,824	0,955	0,959	0,724	0,871	0,643	0,866	0,919	0,728	0,933	0,853
LGM	0,900	0,899	0,871	0,846	0,859	0,925	0,795	0,833	0,768	0,785	0,896	0,852
PCTRT	0,843	0,489	0,763	0,754	0,864	0,769	0,682	0,992	0,983	0,934	0,996	0,824
LI	0,765	0,733	0,618	0,871	0,856	0,881	0,832	0,894	0,814	0,813	0,961	0,822
ROE	0,831	0,712	0,816	0,887	0,790	0,877	0,445	0,902	0,878	0,791	0,943	0,807
ML	0,509	0,944	0,432	0,728	0,360	0,952	0,900	0,865	0,995	0,818	0,987	0,772
GEM	0,940	0,791	0,863	0,872	0,550	0,869	0,458	0,203	0,702	0,869	0,974	0,736
P/V	0,497	0,940	0,397	0,659	0,239	0,952	0,903	0,308	0,992	0,758	0,526	0,652
CP	0,688	0,739	0,627	0,542	0,654	0,841	0,632	0,634	0,674	0,612	0,529	0,652
GCPCT	0,770	0,422	0,619	0,829	0,503	0,778	0,492	0,496	0,599	0,529	0,746	0,617
P/VCT	0,333	0,132	0,851	0,917	0,334	0,574	0,182	0,583	0,982	0,803	0,903	0,600
P/VC	0,333	0,132	0,851	0,917	0,334	0,574	0,112	0,562	0,984	0,788	0,781	0,579
ROC	0,649	0,234	0,534	0,300	0,379	0,926	0,400	0,675	0,164	0,314	0,679	0,478
P/CGL	0,403	0,046	0,150	0,147	0,031	0,156	0,165	0,095	0,162	0,269	0,235	0,169
DY	0,368	0,180	0,107	0,083	0,116	0,156	0,179	0,126	0,202	0,101	0,148	0,161
PM	0,279	0,076	0,136	0,185	0,176	0,180	0,055	0,049	0,066	0,061	0,126	0,126
P/L	0,106	0,043	0,039	0,166	0,017	0,112	0,015	0,122	0,193	0,199	0,060	0,098
MCL	0,141	0,028	0,019	0,031	0,026	0,061	0,018	0,024	0,014	0,013	0,010	0,035

Esse quadro ajuda a ressaltar os aspectos mais importantes, bem como pode servir de critério para a exclusão de variáveis. Comunalidades inferiores a 0,4, por exemplo, tiveram pouca influência no modelo fatorial e poderiam ser excluídas. Enquadram-se, nesse caso, o preço de mercado (PM), o *dividend yield* (DY), o preço/lucro (P/L), o preço por capital de giro líquido (P/CGL) e a média do crescimento dos lucros (MCL). A exclusão prévia dessas variáveis alteraria os fatores anteriormente encontrados, mas seu impacto para explicar a variabilidade dos dados não é tão grande quanto das outras variáveis apresentadas. Na prática, esses são os indicadores que podem ser descartados sem que o modelo seja demasiadamente afetado.

De fato, preço de mercado e *dividend yield* são variáveis que não costumam se mostrar relevantes nos estudos nacionais (BUENO, 2002), ainda que determinadas pesquisas detectem alguma influência do preço de mercado (como NAGANO, MERLO e SILVA, 2003). Essa última costuma ser relacionada com o efeito tamanho, no qual grandes e pequenas empresas apresentam retornos

diferentes. Essa é uma característica relativamente comum de mercados ineficientes e, em teoria, tende a desaparecer conforme eles vão se desenvolvendo. Para o período analisado, a análise fatorial não indica o tamanho como um dos diferenciais para se explicar a variabilidade dos dados, mostrando que o efeito tamanho já não é destacado no cenário brasileiro.

Já os indícios a favor da variável P/L são vários e, num primeiro momento, seu descarte pela análise fatorial pode causar estranheza. Porém, seu impacto tem se mostrado sempre menor que o do indicador preço por valor contábil (SILVA, 2003; NAGANO, MERLO e SILVA, 2003; FURLANETTI, FAMÁ e SECURATO, 2010). No modelo apresentado, com a presença do P/VC no segundo fator do modelo e o terceiro fator representando a rentabilidade, a diferença causada pelo múltiplo P/L é bastante minimizada, pois a informação que ele contém é abrangida, com vantagens na explicação da variabilidade dos dados, por esses outros dois fatores. O que explica a possibilidade dele ser ignorado.

De posse dos oito fatores fornecidos pela análise fatorial, analistas, empresas e outros participantes do mercado podem traçar melhores perfis das companhias individualmente ou do mercado como um todo. Do ponto de vista da análise fundamentalista, os fatores, que englobam critérios de preço, solvência, rentabilidade, crescimento, tamanho e composição da dívida, não apresentam aspectos não imaginados anteriormente, porém, trazem a importante contribuição de hierarquizá-los e de identificar variáveis relevantes. Para exemplificar, o mais importante dos fatores refere-se à capacidade da empresa de pagar suas dívidas de curto prazo, sendo composto pelos índices de liquidez seca (LS), corrente (LC) e imediata (LI). O mais comum, é adotar o preço como critério mais importante e, embora a liquidez da empresa seja sempre considerada, nem sempre a dívida de curto prazo era tomada como tendo um impacto tão superior à dívida de longo prazo. A importância consideravelmente superior do curto prazo talvez seja fruto da situação econômica brasileira, na qual mudanças repentinas do cenário nacional ou mundial, associados a custos internos elevados, alta taxas de juros e sistema tributário e burocrático complexos fazem com que indicadores referentes à sobrevivência imediata da empresa expliquem a maior parte das diferenças entre as companhias de capital aberto da Bovespa.

Outra aplicação da análise fatorial é para solucionar o problema de diversificação das carteiras. O mesmo procedimento adotado anteriormente pode ser utilizado para qualquer estratégia que avalie simultaneamente múltiplas variáveis para que os fatores relevantes sejam identificados. A partir desses fatores, o escore bruto pode ser utilizado para construir portfólios.

A principal vantagem do uso do escore bruto é concentrar em uma única medida praticamente toda a informação existente em todas as variáveis observadas. Dessa maneira, se tem uma forma de ranquear ativos a fim de construir carteiras com o nível de diversificação que se desejar. Para testar a validade dessa proposta, foi realizado um estudo de carteira, contendo os doze ativos melhor ranqueados. A rentabilidade, o índice de Sharpe e o alfa de Jensen para os diversos períodos estudados estão representados nas Tabelas 3, 4, 5 e, 6.

Tabela 3 – Rentabilidade das carteiras – estudo anual

Ano	Retorno da carteira	Retorno Ibovespa	Índice Sharpe carteira	Índice Sharpe Ibovespa	Alfa de Jensen da carteira
1999	72,90%	-21,05%	0,0978	-0,0703	72,00%
2000	1,59%	-8,56%	-0,0575	-0,0498	-7,04%
2001	27,63%	-16,19%	0,0174	-0,0733	9,57%
2002	75,21%	67,51%	0,2543	0,1234	50,38%
2003	65,27%	18,38%	0,1152	0,0060	49,26%
2004	15,87%	35,50%	-0,0035	0,0498	-6,42%
2005	48,42%	18,81%	0,1021	0,0169	33,19%
2006	27,53%	28,60%	0,0469	0,0400	11,59%
2007	4,43%	-39,86%	-0,0077	-0,0627	19,54%
2008	77,44%	55,50%	0,1995	0,1182	50,76%
2009	13,48%	-2,57%	0,0157	-0,0394	9,33%
Média	39,07%	12,37%	0,0709	0,0053	26,56%

Tabela 4 – Rentabilidade das carteiras – dois anos

Ano	Retorno da carteira	Retorno Ibovespa	Índice Sharpe carteira	Índice Sharpe Ibovespa	Alfa de Jensen da carteira
1999	94,59%	-29,60%	0,0590	-0,0601	81,51%
2000	-0,92%	-24,75%	-0,0816	-0,0617	-22,05%
2001	91,58%	51,32%	0,1043	0,0149	52,98%
2002	113,53%	85,89%	0,1751	0,0669	72,67%
2003	98,09%	53,88%	0,0844	0,0276	57,81%
2004	74,28%	54,31%	0,0673	0,0330	38,52%
2005	79,55%	47,41%	0,0819	0,0292	44,90%
2006	-8,57%	-11,26%	-0,0444	-0,0254	-23,64%
2007	67,21%	14,34%	0,0245	-0,0049	50,91%
2008	71,39%	51,63%	0,0806	0,0476	39,26%
Média	68,07%	29,32%	0,0551	0,0067	39,29%

Tabela 5 – Rentabilidade das carteiras – três anos

Ano	Retorno da carteira	Retorno Ibovespa	Índice Sharpe carteira	Índice Sharpe Ibovespa	Alfa de Jensen da carteira
1999	109,53%	-45,79%	0,0372	-0,0646	81,16%
2000	57,99%	42,76%	0,0054	-0,0076	7,38%
2001	123,48%	69,70%	0,0976	0,0123	68,82%
2002	127,08%	121,39%	0,1112	0,0615	66,75%
2003	155,64%	72,69%	0,0870	0,0240	101,28%
2004	89,45%	82,91%	0,0433	0,0355	37,55%
2005	32,02%	7,54%	-0,0024	-0,0154	11,56%
2006	37,61%	42,94%	0,0068	0,0067	3,68%
2007	47,63%	15,77%	0,0068	-0,0112	28,11%
Média	86,71%	45,10%	0,0437	0,0046	45,14%

Tabela 6 – Rentabilidade das carteiras – cinco anos

Ano	Retorno da carteira	Retorno Ibovespa	Índice Sharpe carteira	Índice Sharpe Ibovespa	Alfa de Jensen da carteira
1999	195,83%	40,10%	0,0496	-0,0187	124,57%
2000	93,87%	96,64%	0,0059	0,0045	4,08%
2001	196,43%	124,01%	0,0917	0,0199	110,33%
2002	196,43%	168,79%	0,0819	0,0480	105,90%
2003	168,02%	61,43%	0,0277	-0,0023	105,24%
2004	106,06%	97,25%	0,0249	0,0145	36,47%
2005	112,64%	59,18%	0,0332	0,0024	57,75%
Média	152,76%	92,49%	0,0454	0,0098	77,76%

No estudo de carteira com permanência de um ano, o retorno médio de 39,07% da estratégia foi significativamente superior ao retorno médio do Ibovespa, com um *p-value* de 0,029. O índice de Sharpe da carteira também se mostrou significativamente superior ao índice de Sharpe do Ibovespa (*p-value* de 0,034), indicando que nessa forma de se medir a rentabilidade pelo risco, há ganhos na estratégia adotada. Também em outra forma de se ponderar a rentabilidade pelo risco, o alfa de Jensen, mostrou-se significativamente superior a zero (*p-value* de 0,003), indicando um retorno anormal médio de 26,56% ao ano.

Os resultados superiores da estratégia também permaneceram nas janelas de dois e três anos para todas as medidas comparativas. Para as carteiras mantidas por cinco anos, o retorno da carteira não se mostrou significativamente superior ao do Ibovespa, mas o alfa de Jensen e o Índice de Sharpe sim.

Esses resultados atentam para a possibilidade haver informações nos balanços contábeis das empresas suficientes para identificá-las consistentemente

como investimentos de retorno superior ao do mercado, uma conclusão que vai de encontro da Hipótese do Mercado Eficiente.

A princípio, os portfólios mantidos por apenas um ano se mostraram superiores aos mantidas por um maior período de tempo. Porém, a comparação entre os tempos de manutenção das carteiras não é conclusiva, uma vez que os testes estatísticos comparativos entre as rentabilidades dessas estratégias não foram significativos. Entretanto, o que se observa é que, conforme se estende a janela de tempo, menores passam a ser os retornos ao ano. Tal fato aponta o funcionamento dinâmico do mercado acionário, no qual as negociações diárias podem rapidamente tornar uma empresa sobre ou subavaliada.

Como consequência desse fato, as ações que formam as carteiras sofrem alterações quase integrais ao longo dos anos. Por outro lado, os fatores que deram origem à escolha dessas ações, cujas variáveis estão explicitadas no Quadro 1, são praticamente idênticos no decorrer dos anos. Ou seja, os ativos se alteram, mas os critérios de análise se mantêm estáveis; as empresas consideradas bons ou maus investimentos do ponto de vista dessa estratégia mudam a cada ano, mas os parâmetros que as definem como boas ou ruins não.

Para a construção das carteiras, foi utilizado o escore bruto, que é obtido de forma ponderada pelos autovalores, a partir da análise fatorial, mas é possível se determinar outras regras de seleção, como o uso da análise discriminante ou outra técnica de reconhecimento de padrões para ranquear os ativos.

Mesmo a quantidade de fatores explicativos pode ser alterada. Ao invés de ser utilizado o critério de Kaiser, é possível definir uma porcentagem da variabilidade a ser explicada e trabalhar com quantos fatores forem necessários para abranger essa variabilidade. Dessa maneira, tem-se um modelo mais completo e, por isso, mais complexo. Cabe analisar se seus resultados são melhores significativamente ao modelo de 8 fatores.

Mais uma variante é atribuir pesos diferentes para cada ativo da carteira, utilizando-se a fronteira eficiente de Markowitz ou outras técnicas de otimização. A variação na quantidade de papéis, ainda que estudos indiquem que o número ideal para o mercado brasileiro esteja entre 10 e 12, também é uma possibilidade.

Por fim, vale ressaltar que a análise fatorial não se restringe somente a dados fundamentalistas de companhias que possuem ações em bolsa. A partir da metodologia aqui proposta, é possível utilizar outras formas análises de ações (análise técnica, fluxo de caixa descontado, opções reais), bem como aplicar a diversos outros produtos negociados no mercado financeiro, como moedas, derivativos e *commodities* para que sejam encontrados os fatores explicativos e portfólios possam ser construídos.

Apesar do período desse estudo (1999 a 2009) abrigar diversos cenários econômicos, inclusive em momentos de crise e de euforia do mercado financeiro, o modelo construído pode ter se beneficiado de ocorrências exclusivas desse período e não ser tão satisfatório em outras janelas temporais ou em outras realidades econômicas. A manutenção desse estudo nos anos posteriores, sua aplicação em outros intervalos temporais e em outros países é uma forma de elucidar a estabilidade desses resultados.

Outro cuidado nas conclusões refere-se à Hipótese do Mercado Eficiente. Trabalhos que a investigam frequentemente acabam testando também o modelo de mensuração de risco utilizado e as afirmações sobre a ineficiência do mercado não podem ser categóricas, afinal o modelo de mensuração de risco é que pode ser inadequado. Por isso, nesse estudo, foram utilizadas duas formas de ajuste ao risco: alfa de Jensen e índice de Sharpe. Mas, apesar de ambas fornecerem o mesmo resultado, uma sugestão para trabalhos futuros é a utilização outras medidas de avaliação como M ao quadrado, Índice de Treynor ou outros, de forma a se colher mais indícios sobre o sucesso da estratégia.

3 CONCLUSÕES

Com a intenção de identificar e interpretar os fatores relevantes que influenciam o mercado acionário brasileiro e verificar a aplicabilidade da análise fatorial na seleção de ativos e construção de um portfólio foram analisadas todas as companhias de capital aberto da Bovespa do período de 1999 a 2009.

A extração dos fatores a partir dos indicadores contábeis e de mercado dessas empresas, em razão da aplicação da análise fatorial, se mostrou capaz de explicar boa parte da variabilidade dos dados e de reduzir as 22 variáveis originais

para oito fatores relevantes. O uso dos escores brutos para a construção de carteiras diversificadas apresentou retornos anormais, fornecendo indícios sobre a ineficiência do mercado nacional.

A análise fatorial é capaz de resumir a informação presente nos dados, organizando-as em novos fatores e descartando as de menor relevância. Nessa perspectiva, as variáveis preço de mercado, *dividend yield* e preço por lucro foram as de menor influência no modelo encontrado. Por outro lado, índices de liquidez e rentabilidade assumiram grande importância, algo comumente não observado nos trabalhos da área.

O primeiro dos fatores encontrados se refere à liquidez, englobando os índices de liquidez seca, corrente e imediata. O segundo é um critério de preço, feito através das variáveis preço por valor contábil e preço por valor contábil tangível. O terceiro é um fator de rentabilidade, medido a partir do retorno sobre ativos e do retorno sobre o patrimônio líquido. O quarto trata do grau de endividamento da companhia, na comparação de sua dívida total com seu patrimônio líquido (total e tangível). Juntos esses fatores são responsáveis por mais de 50% da variância observada. De menor importância, e menos estáveis, são os fatores relacionados à receita líquida, composição do endividamento, precificação do capital de giro líquido e crescimento dos lucros.

Conjuntamente, os oito fatores explicam 78% da variabilidade dos dados e estão alinhados aos pressupostos da análise fundamentalista, são critérios que selecionam empresas financiadas conservadoramente, negociadas a baixos preços e com lucros consistentes; com a vantagem de fazê-lo de forma a utilizar menos variáveis e a classificar os fatores em ordem de importância. Dessa maneira, analistas podem se dedicar a um menor número de variáveis em seus estudos e gestores podem elaborar estratégias para diferenciar suas empresas das demais companhias de capital aberto.

Além de permitir o trabalho com muitas variáveis simultaneamente, identificando os principais fatores, a análise fatorial se mostra útil também para a elaboração de estratégias que visam uma rentabilidade superior a do mercado. Nesse sentido, foi proposta a seleção de ativos e a construção de portfólios por meio dos escores fatoriais.

Essa estratégia, que ainda pode ser alterada com técnicas matemáticas e estatísticas de otimização e reconhecimento de padrões, apresentou retorno e índice de Sharpe significativamente superior ao Ibovespa e alfa de Jensen significativamente positivo em praticamente todas as suas variantes. O melhor dos resultados foi para a janela temporal de um ano, que obteve retorno logarítmico de 39,07% a.a., frente a 12,37% do Índice Bovespa, índice de Sharpe de 0,0709 contra 0,0053 do Ibovespa e alfa de Jensen de 26,56%.

O uso dos escores, que resumem em uma única medida o ranqueamento de ativos, também é uma opção para estratégias que geram carteiras pouco diversificadas. Com eles, o investidor pode selecionar sempre a quantidade de ativos que achar interessante para manter uma carteira balanceada dentro das várias variáveis analisadas pela sua estratégia.

Esses resultados trazem indícios de ineficiência no mercado acionário brasileiro, mas, principalmente, evidenciam a possibilidade do uso da análise fatorial para avaliação de ativos. Isso se dá tanto em sua contribuição de resumir a influência de dezenas de variáveis em fatores passíveis de identificação e interpretação, quanto como instrumento para a elaboração de estratégias e construção de carteiras diversificadas através do ranqueamento por escores para cada ativo.

REFERÊNCIAS

ARTUSO, A. R.; CHAVES NETO, A. O uso de quartis para a aplicação dos filtros de Graham na Bovespa (1998-2009). **Revista Contabilidade & Finanças**. São Paulo, v. 21, n. 52, 2010.

BAGGIO, D. K, et al. Análise da Formação de Carteiras de Investimentos: uma aplicação no Mercado Acionário Brasileiro. **Gestión Joven**. Madrid, v. 3, p. 1-15, 2009.

BAROSSO-FILHO, M.; ACHCAR, J. A.; SOUZA, R. M. Modelos de volatilidade estocástica em séries financeiras: uma aplicação para o IBOVESPA. **Economia Aplicada**. Ribeirão Preto, v.14, n.1, p. 25-40, jan./mar. 2010.

BUENO, A. F. Os Dividendos Como Estratégia de Investimentos em Ações. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 28, n.1, p. 39-55, abr. 2002.

CARDOSO, N. Santander ad-hoc quantitative: fama & french visit Brazil. **Latin America Equity Research**, Quantitative Report, jul. 2006.

CERETTA, P. S.; COSTA JR, N. C. A. Quantas ações tornam um portfólio diversificado no mercado de capitais brasileiro? In: COSTA JR, N. C. A.; LEAL, R. P. C.; LEMGRUBER, E. F. **Mercado de capitais: análise empírica no Brasil**. Rio de Janeiro: Coppead/UFRJ, 2000. p. 19-33.

COSTA JR, N. C. A.; LEAL, R. P. C.; LEMGRUBER, E. F. **Mercado de capitais: análise empírica no Brasil**. Rio de Janeiro: Coppead/UFRJ, 2000.

COSTA JR., N. C. A; NEVES, M. B. E. das. As variáveis fundamentalistas retornos das ações no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**. Rio de Janeiro, v. 54, n.1, p. 123-137, mar. 2000.

COSTA JR., N. C. A.; MEURER, R. e CUPERTINO, C. M. Existe Alguma Relação entre Retornos Contábeis e Retornos do Mercado de Ações no Brasil? **Revista Brasileira de Finanças**. Rio de Janeiro, v. 5, p. 233-245, 2007.

DAMODARAN, A. **Filosofias de investimento**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2006.

FARIA, L. E. C. T et al. Análise da utilização de um modelo de quatro fatores como ferramenta auxiliar para gestão de carteiras baseadas no IBRX. In: ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS, 9., 2009, São Leopoldo, RS. **Atas...**, 2009.

FAVERO, L. P, et al. **Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

FORTI, C. A. B.; PEIXOTO, F. M.; SANTIAGO, W. P. Hipótese da Eficiência de Mercado: Um Estudo Exploratório no Mercado de Capitais Brasileiro. **Gestão & Regionalidade**. São Caetano do Sul, v.25, n.75, set./dez. 2009.

FURLANETTI, C. E.; FAMÁ, R.; SECURATO, J. R. Análise dos retornos de carteiras de ações montadas a partir do uso de múltiplos de mercado: estudo empírico com ações da BM&FBovespa, entre 2002 e 2009. In: SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO, 13., 2010, São Paulo. **Atas...**, 2010.

GAIO, L. E, et al. Análise da volatilidade do índice Bovespa: um estudo empírico utilizando modelos da classe ARCH. **Contextus Revista Contemporânea de Economia e Gestão**. Fortaleza, v.5, n. 1, p. 7-16, jan./jun. 2007.

HAIR, J.F.; ANDERSON, R.E.; TATHAM R.L. **Multivariate data analysis**. New York: Macmillan, 1987.

JENSEN, M.C. Risk, the pricing of capital assets, and the evaluation of investment portfolios. **Journal of Business**, v. 42, n.2, p.167-247, abr./1969.

LIMA, L. A. O. Auge e declínio da hipótese dos mercados eficientes. **Revista de Economia Política**, São Paulo, v. 23, n. 4, out./dez. 2003.

MACIEL, L. S.; BALLINI, R. Previsão Com Redes Neurais Artificiais No Mercado De Ações Brasileiro: Modelo Técnico E Modelo Fundamentalista. In: SEMEAD, 12., 2009. São Paulo, USP **Atas...**, 2009.

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

_____. Foundations of Portfolio Theory. **Journal of Finance**, v. 46, n.2, p. 469-478, jun./1991.

MAROCO, João. **Análise estatística**: com a utilização do SPSS. Lisboa: Sílabo, 2003.

NAGANO, M. S; MERLO, E. M; SILVA, M. C. As Variáveis Fundamentalistas e seus Impactos na taxa de Retorno de Ações no Brasil. **Revista da FAE**. Curitiba, v. 6, n. 2, p. 13-28, 2003.

OLIVEIRA, F.; PAULA, E. Determinando o Grau Ótimo de Diversificação para Investidores Usuários de *Home Brokers*. **Revista Brasileira de Finanças**. Rio de Janeiro, v. 6, n.3, p. 437–461, set./dez. 2008.

OTUKI, T. F, *et al.* Assimetria na volatilidade dos retornos revisitada: Ibovespa, Merval e Inmex. **Revista de Gestão USP**. São Paulo, v. 15, n. 4, p. 71-84, out./dez. 2008.

ROSTAGNO, L. M.; SOARES, K; T; C; SOARES, R. O. O Perfil fundamentalista das carteiras vencedoras e perdedoras na bovespa no período de 1995 a 2002. **Brazilian Business Review**, v. 5, n. 3, p.271-288 , dez./2008.

SANTOS FILHOS, E. L. previsão Pdos retornos do ibovespa utilizando redes neurais artificiais feedforward evolutivas. **Revista Produção Online**, v .11, n. 4, p. 1114-1140, out./dez. 2011.



Artigo recebido em 29/04/2011 e aceito para publicação em 23/04/2012.