



ISSN on-line: 2238-4170

<http://estacio.periodicoscientificos.com.br/index.php/gestaocontemporanea>
Gestão Contemporânea, v.13, n.2, p. 135-155, dez. 2023.

ARTIGO ORIGINAL

ANÁLISE FINANCEIRA FUNDAMENTALISTA COMO INSTRUMENTO PARA TOMADA DE DECISÃO ASSERTIVA DE INVESTIMENTO EM EMPRESAS LISTADAS NA BOLSA DE VALORES BRASILEIRA

ORIGINAL ARTICLE

FUNDAMENTAL FINANCIAL ANALYSIS AS AN INSTRUMENT FOR MAKING AN ASSERTIVE INVESTMENT DECISION IN COMPANIES LISTED ON THE BRAZILIAN STOCK EXCHANGE

Luan Marca¹
Edson Silva Filho²
Jeferson Marcolino³
André Pereira⁴

Universidade de Passo Fundo – UPF, Brasil

Resumo

O objetivo do presente artigo consiste em mensurar, através da análise fundamentalista, o impacto dos índices econômico-financeiros (atividade, rentabilidade, análise de ações, endividamento e estrutura) no desempenho das empresas listadas na Bolsa de Valores Brasileira (B3). Para isso, foram extraídos dados referentes aos índices econômico-financeiros (IEF) das empresas através da base de dados Economática®. Os métodos utilizados para discriminar as empresas entre recomendáveis e não recomendáveis para investimento foram: regressão logística (Logit) e análise discriminante. Os resultados obtidos indicaram um número limitado de variáveis independentes que apresentaram significância estatística na diferenciação entre as empresas, dentre esses índices, destacam-se: Relação Capital de Terceiros/ Passivo Total, Prazo de estocagem, Relação Capital de Terceiros/ Capital Próprio, Grau de Alavancagem Operacional, Margem Bruta e Patrimônio Líquido por Ação. Além disso, observou-se percentuais relevantes de acertos dos modelos nas previsões de classificações em todos os exercícios sociais, sendo que, para o modelo logit os percentuais foram de: 73% (2018), 88,2% (2019) e 67,2% (2020). Para Análise Discriminante os percentuais apresentaram valores de: 82,5% (2018), 88,2% (2019) e 75,4% (2020).

Palavras-chave: Análise Fundamentalista; Índices econômico-financeiros; Regressão Logística; Análise Discriminante.

Abstract

The purpose of this article is to measure, through fundamental analysis, the impact of economic-financial indices (activity, profitability, stock analysis, indebtedness, and structure) on the performance of companies listed on the Brazilian Stock Exchange (B3). To achieve this, data related to the economic-financial indices (EFI) of the companies were extracted using the Economática® database. The methods employed to distinguish between recommendable and non-recommendable companies for investment

¹ Possui graduação em Administração pela Universidade de Passo Fundo (2019). Mestrado em Administração pela Universidade de Passo Fundo (PPGAdm) (2021). Atualmente, cursa doutorado em Economia na PUCRS. Email: 109858@upf.br.

² Possui graduação em Administração, cursa Mestrado em Administração no PPGAdm pela Universidade de Passo Fundo. E-mail: 140358@upf.br.

³ Graduado em Ciências Contábeis pela Faculdade Anhanguera Educacional desde 2014, obteve especialização em Controladoria e Finanças pela USP/ESALQ em 2022. E-mail: jefersonmarcolino@hotmail.com.

⁴ Doutor em Economia pela UFRGS; Professor Titular Universidade de Passo Fundo ESAN/UPF. E-mail: andresp@upf.br.

were logistic regression (Logit) and discriminant analysis. The obtained results indicated a limited number of independent variables that showed statistical significance in differentiating between the companies. Among these indices, the following stand out: Third-Party Capital to Total Liabilities Ratio, Inventory Turnover, Third-Party Capital to Equity Ratio, Degree of Operating Leverage, Gross Margin, and Equity per Share. Moreover, significant accuracy percentages were observed in the models' classification forecasts across all fiscal years. For the Logit model, the percentages were: 73% (2018), 88.2% (2019), and 67.2% (2020). Regarding Discriminant Analysis, the percentages were: 82.5% (2018), 88.2% (2019), and 75.4% (2020).

Keywords: Fundamental Analysis; Economic and Financial Indices; Logistic Regression; Discriminant Analysis.

INTRODUÇÃO

O mercado de capitais é um elemento importante no processo de desenvolvimento econômico de um país, atuando como um elo entre os agentes poupadores e investidores. Em um contexto de crise, pode ser um recurso valioso para o desenvolvimento e para a manutenção de muitas empresas no mercado. Ou seja, empresas que necessitem de alavancagem para financiar e expandir suas operações, podem recorrer ao mercado de capitais como uma forma mais vantajosa para captação de recursos, não precisando, necessariamente, recorrer às tradicionais opções de financiamento disponibilizadas por instituições financeiras ou governamentais (NAIK, 2001; ANDRIEŞ, 2009).

No Brasil, percebe-se um crescimento do público investidor em decorrência da democratização do acesso à informação, sobretudo, no espaço ocupado pela internet na promoção de conteúdos voltados para o tema. Além disso, a divulgação promovida por influenciadores digitais acaba incentivando o uso da poupança em investimentos não tradicionais, como por exemplo, a renda variável (B3, 2020). Em razão da popularização da modalidade de investimentos em renda variável, torna-se necessário a difusão de conhecimento técnico de avaliação de empresas e de ações, para que o investidor comum e menos sofisticado tenha maior assertividade, evitando assim, a tomada de decisão movida pela emoção, ou mera imitação. Tal fenômeno, conhecido como efeito manada, traz sérios riscos para os incautos que podem ter grandes perdas em seus investimentos e frustrar seus planos de conquistas financeiras (PASSOS *et al.*, 2012; SILVA; LUCENA, 2019).

Nesse contexto, a Análise Fundamentalista (AF) constitui-se primordial, sendo uma, dentre várias técnicas de avaliação utilizadas na escolha de alternativas de

investimento, envolvendo estratégias de negócio, análises de demonstrações contábeis e análises financeiras (TAVARES; SILVA, 2012; BENTES; NAVAS, 2013). Esse método procura identificar elementos que explicam as oscilações nos preços das ações, tendo como principal fonte de informação índices econômico-financeiros (IEF), como aqueles contidos nas demonstrações contábeis de empresas listadas em bolsa de valores (liquidez, endividamento e níveis de atividade operacional). Diante disso, o presente artigo visa responder ao seguinte problema de pesquisa: Qual é o impacto dos índices econômico-financeiros no desempenho das empresas listadas na bolsa de valores brasileira (B3)?

Ter conhecimento sobre os ativos selecionados para a composição de uma carteira de investimentos é fundamental, além disso, também é importante conhecer os fundamentos financeiros das empresas das quais se originam esses ativos. Nesse contexto, o objetivo do presente trabalho consiste em se mensurar, através da análise fundamentalista, o impacto dos índices econômico-financeiros (atividade, rentabilidade, análise de ações, endividamento e estrutura) no desempenho das empresas listadas na Bolsa de Valores Brasileira (B3). Para isso, optou-se pela utilização dos métodos de regressão logística (*Logit*) e análise discriminante (AD). A relevância desse estudo consiste em se elevar o nível das discussões referentes a investimentos na bolsa, destacando variáveis contábeis com maior poder de discriminação entre empresas consideradas recomendáveis e não recomendáveis para investimento.

Além dessa introdução, o artigo está dividido em mais quatro seções, a segunda traz aspectos teóricos relacionados a análise fundamentalista, bem como sobre índices econômico-financeiros; na terceira seção, são apresentados os procedimentos metodológicos utilizados no estudo; a quarta seção traz a análise dos resultados; e a quinta e última seção traz as considerações finais.

REFERENCIAL TEÓRICO

ANÁLISE FUNDAMENTALISTA

A análise fundamentalista consiste na verificação da situação econômica e financeira das empresas com base em uma ampla gama de dados qualitativos e quantitativos, a fim de determinar o seu valor. Compreende, especificamente, um exame dos relatórios financeiros da empresa (balanço patrimonial) para análise de diversos indicadores financeiros (receitas, passivos, despesas e bens) (TAVARES; SILVA, 2012; BENTES; NAVAS, 2013). É desenvolvida através de um conjunto de métodos empregados para descobrir melhores oportunidades de investimento. Esses procedimentos determinam se uma empresa é recomendável para investimento e se poderá apresentar resultados positivos futuros. Na análise fundamentalista são identificados os elementos e as causas que afetam as altas e baixas nos preços das ações (MOTA, 2015; HERAWATI; PUTRA, 2018).

De acordo com Palepu, Healy e Bernard (2004), a Análise Fundamentalista compreende os seguintes processos: análise de estratégias de negócios; análise contábil; análise financeira e análise prospectiva. Cada uma dessas análises vai definir o estado real das diferentes áreas da empresa a ser investida, ajudando a determinar se esse é um negócio com características recomendáveis ou não recomendáveis. Como observado acima, a análise fundamentalista baseia-se em relatórios financeiros, que fornecem dados fundamentais para a tomada de decisão de investimento. Neste contexto, cada índice permite a avaliação de diferentes aspectos do desempenho financeiro das empresas (SILVA, 2009).

Bentes e Navas (2013) definem cinco elementos fundamentais que caracterizam o sucesso desta estratégia, sendo eles: 1) Permite ao investidor identificar empresas com vantagens competitivas duráveis ou de longo prazo; 2) É de fácil implementação; 3) É um processo estruturado e consistente realizado com base em relatórios financeiros; 4) É útil para aquisição de ações com potencial, facilitando assim, a composição de uma carteira de investimento; 5) Permite estimar o valor intrínseco ou valor "real" das ações. Em suma, esse método permite aos investidores encontrar "boas" empresas para investir, diminuindo o risco e a probabilidade de perdas com investimentos (SILVA, 2009).

A literatura apresenta uma ampla gama de evidências que corroboram a utilidade dos IEFs em identificar as empresas que terão um forte desempenho em termos de lucros e retornos futuros (OU; PENMAN, 1989; LEV; THIAGARAJAN, 1993; ABARBANELL; BUSHEE, 1998; TAVARES; SILVA, 2012; MOTA, 2015).

ÍNDICES ECONÔMICO-FINANCEIROS [IEF]

A análise por meio de IEF é uma técnica amplamente utilizada, alguns índices fundamentais, incluindo índices de rentabilidade, eficiência operacional, solvência e liquidez são apontados como preditores significativos de ganhos futuros, tanto de curto, quanto de longo prazo (SENG; HANCOCK, 2012, TAVARES; SILVA, 2012). Esses índices são obtidos essencialmente através das demonstrações contábeis, servindo de base para que os analistas comparem e façam projeções de desempenho. Para isso, esses indicadores devem apresentar mensurabilidade, objetividade, comparabilidade e compreensibilidade (LYRA, 2008; TAVARES; SILVA, 2012).

Dentre os principais IEF, destacam-se aqueles referentes a alavancagem, que para Sheeja *et al.* (2010), está significativa e negativamente relacionada ao retorno das ações. Na mesma linha, Pearson e Titman (2007) afirmam que o desempenho da empresa também é muito afetado pela alavancagem, ela minimiza a força do investimento da empresa, resultando em declínio nos preços das ações. Outros índices, como aqueles referentes ao lucro por ação, retorno sobre o patrimônio líquido, índice de fluxo de caixa e índice de dívida sobre patrimônio, também são apontados como responsáveis pelo efeito sobre o retorno das ações (KHAN *et al.*, 2012).

Dentre as críticas associadas a esses indicadores, destacam-se as de Lyra (2008), que aponta para a incompatibilidade na comparação de alguns indicadores de estrutura de capital, bem como a relação estática (no passado) apresentada por esses índices, podendo não se refletir mais na sua capacidade financeira atual. Em contrapartida, vale destacar que a contabilidade se caracteriza como um instrumento importante para avaliação de desempenho das empresas, permanecendo como um dos principais provedores de informação para tomada de decisão (GASPARETO, 2004).

METODOLOGIA

A população é composta por empresas não-financeiras listadas na bolsa de valores brasileira (B3), nos exercícios 2018, 2019, 2020. Em termos de procedimento de coleta dos dados, utilizou-se a base de dados Economática®, onde foram selecionadas as empresas listadas na B3 por exercício, visando a extração dos indicadores econômico-financeiros para posterior tratamento e análise dos dados.

As empresas listadas que apresentaram dados financeiros insuficientes foram eliminadas da amostra. Além disso, aquelas que exibiam valores atípicos (*outliers*) também foram excluídas, haja visto que, observações incomuns podem influenciar os parâmetros do modelo e conseqüentemente sua análise (HAIR *et al.*, 2006). A Tabela 1 apresenta o número de empresas analisadas por exercício.

Tabela 1 – Total de empresas analisadas

Ano	Amostra total
2018	139
2019	97
2020	137

Fonte: Dados originais da pesquisa (2023).

Os 23 índices econômico-financeiros utilizados como variáveis independentes neste estudo, cujo dados são disponibilizados pela base de dados da plataforma Economática®, devidamente codificados, são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 - Variáveis independentes e seus respectivos códigos identificadores

Cod	Índice	Cod	Índice
x ¹	Liquidez Imediata	x ¹³	Giro do Ativo
x ²	Liquidez Corrente	x ¹⁴	Giro do Patrimônio Líquido
x ³	Liquidez Seca	x ¹⁵	Margem Operacional
x ⁴	Prazo de pagamento de fornecedores	x ¹⁶	Margem Líquida
x ⁵	Prazo de recebimentos	x ¹⁷	Grau de Alavancagem Operacional
x ⁶	Prazo de estocagem	x ¹⁸	Retorno sobre o Ativo
x ⁷	Relação Capital de Terceiros/ Passivo Total	x ¹⁹	Retorno sobre o Patrimônio Líquido
x ⁸	Relação Capital de Terceiros/ Capital Próprio	x ²⁰	Margem Bruta
x ⁹	Dívida Financeira/Ativo Total	x ²¹	EBITDA por Ação
x ¹⁰	Dívida Financeira/Patrimônio Líquido	x ²²	Lucro por Ação
x ¹¹	Dívida Financeira de C. Pz/Dívida Financeira Total	x ²³	Patrimônio Líquido por Ação
x ¹²	Lucro Operacional/Dívida Financeira		

Fonte: Dados originais da pesquisa (2023)

Todos os índices supracitados foram utilizados para associação estatística com as empresas que compõem a amostra de pesquisa. Para análise e tratamento dos dados, utilizou-se o software estatístico IBM-SPSS®.

TESTES ESTATÍSTICOS REGRESSÃO LOGÍSTICA (*LOGIT*)

A regressão logística é uma técnica estatística usada para modelar a relação entre uma variável dependente categórica (binária ou multinomial) e uma ou mais variáveis independentes (preditoras) que podem ser contínuas ou categóricas. Nesse método, o objetivo é estimar a probabilidade de que uma observação pertença a uma determinada categoria da variável dependente com base nas variáveis independentes (HOSMER *et al.*, 2013).

Esse método assume uma relação logarítmica entre as variáveis independentes e a probabilidade da categoria da variável dependente. A forma geral da equação da regressão logística é a seguinte:

$$\text{Ln} \left(\frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p$$

Onde $P(Y = 1)$ é a probabilidade de a variável dependente assumir o valor 1 (ou a categoria de interesse), $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ são os coeficientes a serem estimados, e X_1, X_2, \dots, X_p são as variáveis independentes. Os coeficientes β são estimados a partir dos dados de treinamento usando técnicas de maximização da verossimilhança. O objetivo é encontrar os valores dos coeficientes que melhor ajustam o modelo aos dados observados (HOSMER *et al.*, 2013).

Os coeficientes β representam a mudança logarítmica nas chances (*odds*) da variável dependente ser igual a 1 para um aumento unitário nas variáveis independentes. Um coeficiente positivo indica que um aumento na variável

independente está associado a um aumento nas chances de pertencer à categoria 1, enquanto um coeficiente negativo indica o oposto (HOSMER *et al.*, 2013).

A variável dependente a ser medida no presente estudo apresenta duas categorias: empresas recomendáveis e empresas não recomendáveis para investimento. As empresas foram classificadas entre recomendáveis e não recomendáveis com base na variação de seus respectivos valores de mercado no decorrer dos exercícios (2018, 2019, 2020), aquelas que apresentaram variação negativa foram classificadas como não recomendáveis, as que apresentaram variação positiva, foram classificadas como recomendáveis. As variáveis independentes que compõem os modelos estatísticos são representadas pelos índices econômico-financeiros das empresas (Ver Tabela 2).

A regressão logística é apropriada quando a variável dependente é binária (duas categorias) ou ordinal (categorias ordenadas); a relação entre as variáveis independentes e o logito (o lado esquerdo da equação) deve ser aproximadamente linear; As variáveis independentes não devem estar altamente correlacionadas umas com as outras (colinearidade), pois isso pode levar a problemas na interpretação dos coeficientes; Deve haver casos suficientes em cada categoria da variável dependente para uma análise confiável. Em geral, é recomendável ter pelo menos 10 casos por variável independente; A presença de valores atípicos (*outliers*) pode afetar negativamente os resultados da regressão logística (HOSMER *et al.*, 2013).

ANÁLISE DISCRIMINANTE (AD)

A análise discriminante é uma técnica estatística multivariada que visa encontrar uma combinação linear das variáveis independentes (preditoras) que melhor discrimina entre duas ou mais categorias de uma variável dependente. Ela é frequentemente utilizada em situações em que se deseja classificar observações em grupos ou categorias diferentes com base nas características observadas (HAIR *et al.*, 2006).

A análise discriminante assume que existe uma combinação linear das variáveis independentes que maximiza a separação entre as categorias da variável

dependente. A função discriminante é uma combinação linear das variáveis independentes:

$$D = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_pX_p + b$$

Onde D é a função discriminante, a_1, a_2, \dots, a_p , são coeficientes a serem estimados, X_1, X_2, \dots, X_p são as variáveis independentes e b é um termo constante. O objetivo da análise discriminante é encontrar os coeficientes a_1, a_2, \dots, a_p que maximizam a separação entre as categorias da variável dependente (TABACHNICK; FIDELL, 2019) Essa separação é medida por estatísticas, como a razão de verossimilhança ou a distância de Mahalanobis. Uma vez que os coeficientes são estimados, a função discriminante pode ser usada para classificar novas observações em uma das categorias da variável dependente com base em suas características (HAIR *et al.*, 2006).

No contexto dessa pesquisa, optou-se pelo método de re-substituição, que utiliza todas as observações para o cálculo dos coeficientes das funções discriminantes, dispensando sua divisão em subamostras de análise e de teste. Após esta etapa, a amostra total é novamente utilizada para testar o grau de acurácia (CALIL *et al.*, 2020).

ANÁLISE DOS RESULTADOS

Algumas variáveis independentes apresentaram multicolinearidade, sendo elas: $x^2, x^3, x^8, x^9, x^{10}, x^{15}, x^{18}, x^{19}, x^{21}$ e x^{22} para o exercício 2018, $x^2, x^3, x^7, x^8, x^9, x^{10}, x^{14}, x^{15}, x^{16}, x^{18}$ e x^{19} para o exercício 2019 e, x^2, x^3, x^9, x^{10} e x^{16} para o exercício 2020. As variáveis independentes destacadas foram descartadas do modelo por denotarem valores de VIF > 10, podendo, se mantidas, gerar problemas, limitando as conclusões de pesquisa.

REGRESSÃO LOGÍSTICA (*LOGIT*)

Para explorar de maneira mais ampla as possibilidades de pesquisa, foram gerados dois modelos de regressão logística, o primeiro é composto por todas as variáveis independentes (exceto aquelas que apresentaram problemas de multicolinearidade), o segundo modelo contém apenas variáveis independentes que apresentaram maior significância no primeiro modelo.

Modelo 1 (Todas as variáveis)

A capacidade preditiva de cada modelo é avaliada através do teste qui-quadrado (*chi-square*), que testa hipóteses comparando o modelo gerado com um modelo nulo. Valores de p (*sig*) < 0,05 indicam que o modelo possui capacidade preditiva, ou seja, que o modelo é capaz de prever quais empresas são recomendáveis ou não recomendáveis para investimento (Hair *et al.*, 2006). A Tabela 3 apresenta o qui-quadrado e os valores de p para cada exercício.

Tabela 3 - Informações de ajuste geral do Modelo

Exercício	<i>Chi-square</i>	<i>df</i>	<i>Sig</i>
2018	18,556	14	,183
2019	24,225	8	,002
2020	65,178	11	,055

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Os valores indicam que as classificações referentes aos exercícios de 2018 e 2020 (destacas em cinza) não possuem significância, haja visto que os valores de p obtidos são superiores a 0,05. A Tabela 4 apresenta os testes de razão de verossimilhança, que demonstram quais variáveis dependentes tem efeito na classificação das empresas entre recomendáveis e não recomendáveis para investimento. Valores de p (*sig*) < 0,05 indicam que de forma global, a variável tem efeito sobre a classificação.

Tabela 4 – Testes de razão de Verossimilhança

Exercício	2018			2019			2020		
Efeito	Testes de razão de verossimilhança								
	Qui-quadrado	df	Sig.	Qui-quadrado	df	Sig.	Qui-quadrado	df	Sig.
x ¹	3,863	1	,049	2,086	1	,149	,201	1	,654
x ⁴	,161	1	,688	1,936	1	,164	1,539	1	,215
x ⁵	,005	1	,941	2,413	1	,120	,003	1	,959
x ⁶	1,808	1	,179	,029	1	,864	10,093	1	,001
x ⁷	4,044	1	,044	-	-	-	,600	1	,439
x ⁸	3,725	1	,054	-	-	-	,001	1	,980
x ¹¹	-	-	-	,040	1	,842	,147	1	,701
x ¹²	1,431	1	,232	2,073	1	,150	-	-	-
x ¹⁴	3,476	1	,062	-	-	-	,504	1	,478
x ¹⁵	,038	1	,845	-	-	-	3,945	1	,047
x ¹⁶	4,158	1	,041	-	-	-	-	-	-
x ¹⁷	4,329	1	,037	-	-	-	-	-	-
x ¹⁹	2,318	1	,128	-	-	-	-	-	-
x ²⁰	,225	1	,636	4,999	1	,025	,003	1	,955
x ²³	,062	1	,803	15,151	1	,000	1,573	1	,210

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Observa-se, através da Tabela 5, que, para o exercício de 2018, das 15 variáveis testadas, 4 apresentaram significância estatística (valores de $p < 0,05$). Ou seja, pode-se inferir que essas variáveis têm efeito na classificação das empresas, sendo elas: x¹, x⁷, x¹⁶ e x¹⁷. Apesar de denotarem valores de p acima do limite estabelecido pela literatura, as variáveis x⁸ e x¹⁴ foram mantidas, uma vez que apresentam significância estatística a 10% ($p < 0,1$). Em relação aos exercícios de 2019 e 2020, apenas 2 das 15 variáveis apresentaram significância, sendo elas x²⁰ e x²³ (2019), e x⁶ e x¹⁵ (2020).

Modelo 2 (Apenas variáveis significantes)

O modelo 2 contém apenas as variáveis dependentes que demonstraram ter efeito na classificação das empresas, de acordo com os testes de razão de

verossimilhança apresentados no modelo 1. A Tabela 5 apresenta as informações de ajuste geral do modelo 2.

Tabela 5 - Informações de ajuste geral do Modelo 2

Exercício	Chi-square	df	Sig
2018	13,648	6	,034
2019	17,435	2	,000
2020	13,160	2	,001

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Tendo como base as recomendações de Hair *et al.*, (2006), observa-se que os valores de p (*sig*) < 0,05 indicam um bom ajuste do modelo para todos os exercícios. Sendo assim, diferentemente do modelo 1, todas as classificações apresentaram significância, ou seja, os modelos são capazes de discriminar empresas recomendáveis e não recomendáveis. Com base nos resultados de ajuste, passa-se a análise das estimativas de parâmetro, que indicam quais variáveis independentes tem maior impacto na classificação das empresas.

A Tabela 6 apresenta informações para compreensão das variáveis que influenciam na classificação das empresas. Para efeito de comparação, a categoria de referência informada foi “empresas não recomendáveis”. Dentre os índices avaliados estão:

- **Valor de B (Beta):** Coeficiente da regressão, indica o grau de influência das variáveis independentes em relação a classificação das empresas vencedoras, quando comparada as perdedoras. O coeficiente é significativo quando é diferente de 0 (HAIR *et al.*, 2006).
- **Teste de Walt (sig):** Analisa-se o valor de p (*sig*), a variável é significativa quando o valor de p (*sig*) está abaixo de 0,05 (<0,05) (HAIR *et al.*, 2006).

Tabela 6 – Variáveis que influenciam na classificação das empresas

Exercício		2018			2019			2020		
Classe		B	Wald	Sig.	B	Wald	Sig.	B	Wald	Sig.
Vencedoras	x ¹	1,450	2,695	,101	-	-	-	-	-	-
	x ⁷	-,015	4,714	,030	-	-	-	-	-	-
	x ⁶	-	-	-	-	-	-	-,020	8,262	,004
	x ⁸	,011	4,322	,038	-	-	-	-	-	-
	x ¹⁴	-833	2,372	,124	-	-	-	-	-	-
	x ¹⁶	-,088	3,316	,069	-	-	-	-	-	-
	x ¹⁵	-	-	-	-	-	-	,038	2,839	,092
	x ¹⁷	-,478	4,990	,025	-	-	-	-	-	-
	x ²⁰	-	-	-	-,092	5,239	,022	-	-	-
	x ²³	-	-	-	-,333	6,739	,009	-	-	-

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Observa-se que as variáveis que tiveram impacto sobre a classificação das empresas nos diferentes períodos são: Relação Capital de Terceiros/Passivo Total (x⁷), Prazo de Estocagem (x⁶), Relação Capital de Terceiros/Capital Próprio (x⁸), Grau de Alavancagem Operacional (x¹⁷), Margem Bruta (x²⁰) e Patrimônio Líquido por Ação (x²³).

Esses resultados corroboram os estudos de Parson e Titman (2007) e Sheeja et al. (2010), principalmente no que tange às variáveis relacionadas à alavancagem financeira (aqui representadas pelas variáveis x⁷, x⁸, x¹⁷), uma vez que, para esses autores, a alavancagem minimiza a força do investimento da empresa, resultando em declínio nos preços das ações. Da mesma forma, autores como Lev e Thiagarajan (1993), Seng e Hancock (2012), e Hatta e Dwiyanto (2012) afirmam que a Margem Bruta (x²⁰), o Patrimônio Líquido por Ação (x²³) e a eficiência operacional (x⁶) estão entre as variáveis capazes de determinar os retornos das ações na análise fundamentalista.

Comparação entre os Modelos

Para avaliar a precisão da classificação para cada modelo desenvolvido, calcula-se a matriz de confusão, que mostra como cada uma das classes previstas de

valores de teste se compara às suas classes reais. Os painéis A e B da Tabela 7 apresentam as classificações decorrentes da aplicação da regressão logística (Resultado do Teste) e as classificações efetivas (Resultado Real), observadas ao final de cada exercício.

Tabela 7 – Matriz de confusão

Painel A – Uso de todas as variáveis (Modelo 1)										
Exercício		2018			2019			2020		
		Resultado do Teste			Resultado do Teste			Resultado do Teste		
		N.Rec.	Re c	Total	N.Rec.	Re c	Total	N.Rec.	Re c	Total
Real	N.Recomendáveis	26	7	33	7	2	9	24	7	31
	Recomendáveis	6	24	30	1	24	25	12	18	30
	Total	32	31	63	8	26	34	36	25	61
Percentual de Acertos		79,4%			91,2%			68,9%		
Painel B – Apenas variáveis estatisticamente significativas (Modelo 2)										
Exercício		2018			2019			2020		
		Resultado do Teste			Resultado do Teste			Resultado do Teste		
		N.Rec.	Re c	Total	N.Rec.	Re c	Total	N.Rec.	Re c	Total
Real	N.Recomendáveis	25	8	33	7	2	9	20	10	30
	Recomendáveis	9	21	30	2	23	25	10	21	31
	Total	34	29	63	9	25	34	30	31	61
Percentual de Acertos		73%			88,2%			67,2%		

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Para todos os exercícios o percentual de acertos foi considerável, denotando que ambos os modelos possuem capacidade preditiva (destaca-se que o modelo 1 não apresentou significância estatística para os exercícios 2018 e 2020). O menor percentual se deu para o exercício 2020, 68,9% e 67,2% respectivamente. O exercício 2019 apresentou maior capacidade preditiva, 91,2% (Modelo 1) e 88,2% (Modelo 2).

Análise Discriminante (AD)

Assim como na Regressão logística, a análise discriminante é utilizada para se prever a probabilidade de observações pertencerem a uma determinada classe (ou categoria) com base em uma ou várias variáveis preditoras (HAIR *et al.*, 2006). O poder discriminante dos modelos por exercício (2018, 2019, 2020) é testado através da estatística de Lambda de Wilks, onde valores de p (sig) < 0,05 indicam que os modelos no geral apresentam significância, ou seja, poder preditivo (HAIR *et al.*, 2006). A Tabela 8 apresenta os resultados para cada exercício.

Tabela 8 – Lambda de Wilks

Exercício	<i>p (sig)</i>
2018	,215
2019	,016
2020	,023

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Os valores de p (*sig*) para os exercícios 2019 e 2020 demonstram que os respectivos modelos têm capacidade de discriminar as empresas entre os grupos. O modelo discriminante para o exercício 2018 não demonstra significância, dado o valor de p ser 0,215, ou seja, $> 0,05$.

Para identificar quais variáveis independentes são estatisticamente significativas na discriminação das empresas entre os diferentes grupos, realiza-se a análise das variâncias, em que valores de p (*sig*) $< 0,05$ indicam que a variável independente possui capacidade preditiva, ou seja, poder discriminante entre os grupos (HAIR *et al.*, 2006). Além das variâncias, observam-se os valores de Lambda de Wilks, sendo que valores próximos de 1 indicam que a variável independente não distingue adequadamente as empresas entre os grupos (recomendáveis e não recomendáveis) (HAIR *et al.*, 2006). A Tabela 9 apresenta a análise das variâncias e os valores de Lambda de Wilks.

Tabela 9 - Análise de variância⁵

Exercício	2018			2019			2020		
	Lambda de Wilks	F	Sig.	Lambda de Wilks	F	Sig.	Lambda de Wilks	F	Sig.
x ¹	,996	,274	,603	,988	,377	,544	,975	1,514	,223
x ⁴	,997	,163	,688	1,000	,002	,966	,998	,118	,732
x ⁵	,991	,558	,458	,966	1,124	,297	1,000	,012	,914
x ⁶	,992	,374	,543	,988	,384	,540	1,000	,008	,928
x ⁷	,994	,502	,481	-	-	-	,845	10,84	,002
							6		
x ¹¹	,956	2,803	,099	,962	1,270	,268	1,000	,021	,885
x ¹²	,976	1,529	,221	,955	1,523	,226	,954	2,866	,096
x ¹⁴	,997	,210	,648	-	-	-	-	-	-
x ¹⁶	,977	1,438	,235	-	-	-	-	-	-
x ¹⁷	,975	1,592	,212	-	-	-	-	-	-
x ²⁰	,970	1,904	,173	,956	1,470	,234	,996	,246	,622
x ²³	,992	,473	,494	,697	13,89	,001	,994	,329	,569
					3				

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Dentre as 12 variáveis independentes testadas, apenas duas demonstraram poder discriminante entre os grupos: Capital de Terceiros/Passivo Total (x⁷) em 2020 e Patrimônio Líquido por Ação (x²³) em 2019, conforme os valores de p (*sig*) e Lambda de Wilks. Esse resultado está alinhado com os obtidos pelo modelo 2 (*logit*), o qual também identificou essas duas variáveis como significativas para a classificação das empresas entre recomendáveis e não recomendáveis para investimento.

Os coeficientes das variáveis significativas são inseridos nas respectivas funções discriminantes para cada exercício, bem como os valores das constantes obtidos a partir dos dados da amostra (Tabela 10).

⁵ As variáveis destacadas em cinza apresentaram valores de p acima do limite estabelecido pela literatura ($p > 0,05$), ou seja, não demonstram poder discriminante sobre a classificação das empresas.

Tabela 10 - Coeficientes das funções discriminantes canônicas

2018		2019		2020	
Função		Função		Função	
-	-	x^{23}	,139	X^7	-018
Constante	-2,081	Constante	-3,511	Constante	,284

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Para o exercício de 2018 a função discriminante não apresentou significância estatística (destacada em cinza).

Assim como na regressão logística, na análise discriminante, testa-se a capacidade preditiva dos modelos para todos os exercícios através de uma matriz de confusão (Tabela 11).

Tabela 11 - Painel C – Uso de todas as Variáveis

Exercício		2018			2019			2020		
		Resultado do Teste			Resultado do Teste			Resultado do Teste		
		N.Rec.	Rec	Total	N.Rec.	Rec	Total	N.Rec.	Rec	Total
Real	N.Recomendáveis	26	4	30	25	0	25	22	8	30
	Recomendáveis	7	26	33	4	5	9	7	24	31
	Total	33	30	63	29	5	34	29	32	61
%	N.Recomendáveis	86,7	13,3	100	100	0	100	73,3	26,7	100
	Recomendáveis	21,2	78,8	100	44,4	55,6	100	22,6	77,4	100
Percentual de Acertos		82,5%			88,2%			75,4%		

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2023).

Os percentuais de acertos indicam que as respectivas funções discriminantes são adequadas para prever a classificação das empresas (exceto para o exercício 2018, dada a estatística de Lambda de Wilks). Esse resultado denota, em princípio, que o uso das funções contribui para a melhoria no processo de discriminação entre grupos, quando comparado à probabilidade de classificação ao acaso, cuja expectativa seria de 50% (HAIR *et al.*, 2006).

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo do presente artigo visava mensurar, através da análise fundamentalista, o impacto dos índices econômico-financeiros (atividade, rentabilidade, análise de ações, endividamento e estrutura) no desempenho das

empresas listadas na Bolsa de Valores Brasileira (B3). Dessa forma, observa-se que tal objetivo foi atingido, haja visto que as constatações da aplicação das metodologias (Logit e análise discriminante) indicaram um número reduzido de variáveis independentes que apresentaram significância estatística à diferenciação entre as empresas (recomendáveis e não recomendáveis para investimento) integrantes das amostras.

Os resultados apontam que as variáveis: Relação Capital de Terceiros/ Passivo Total (x^7), Prazo de estocagem (x^6), Relação Capital de Terceiros/ Capital Próprio (x^8), Grau de Alavancagem Operacional (x^{17}), Margem Bruta (x^{20}) e Patrimônio Líquido por Ação (x^{23}) impactam de forma efetiva na classificação das empresas entre os grupos, sendo que, as variáveis: Relação Capital de Terceiros/ Passivo Total (x^7) e Patrimônio Líquido por Ação (x^{23}) apresentaram significância tanto na regressão logística, como na análise discriminante, denotando coerência e robustez. Além disso, os resultados engendrados guardam similaridade com os de Tavares e Silva (2012), principalmente no que tange a significância das variáveis x^{20} , x^7 e x^{17} .

A literatura oferece respaldo para os resultados, afirmando que, índices de rentabilidade (x^{20} , x^{23}), eficiência operacional (x^6) e solvência e liquidez (x^7 , x^8 , x^{17}), são preditores significativos de ganhos futuros tanto no curto, quanto no longo prazo (SENG; HANCOCK 2012; CK; TYAGI, 2012). Das 6 variáveis apontadas como significativas para discriminação entre as empresas, 3 dizem respeito aos níveis de alavancagem financeira. Nessa linha, os resultados corroboram com autores como, Parson e Titman (2007) e Sheeja *et al.*, (2010), que afirmam que a alavancagem impacta negativamente, minimizando a força do investimento da empresa, resultando em declínio nos preços das ações.

Mesmo apresentando um número reduzido de variáveis estatisticamente significantes, os resultados da aplicação da regressão logística e da análise discriminante mostraram percentuais relevantes de acertos nas previsões de classificações em todos os exercícios sociais (2018, 2019 e 2020), vide os altos percentuais de acerto das matrizes de confusão geradas, tanto através da regressão logística, como da análise discriminante, indicando que o uso dessa metodologia colabora para melhoraria dos resultados na tomada de decisão de investimento,

quando comparado às escolhas ao acaso. Dessa forma, o presente estudo contribui para a literatura, reforçando a robustez do trabalho de Tavares e Silva (2012).

Dentre as limitações de pesquisa, vale destacar que o modelo 1 de regressão logística não apresentou significância para os exercícios 2018 e 2020, da mesma forma, o modelo discriminante para o exercício 2018 também não apresentou significância estatística, sendo assim, sua capacidade preditiva deve ser interpretada com cautela. Além disso, para esse estudo, não foram consideradas variáveis exógenas, tais como taxa de câmbio, Produto Interno Bruto [PIB] ou taxa de juros de mercado, delimitando a pesquisa à análise financeira por meio de IEF. Como sugestão para trabalhos futuros, sugere-se o desenvolvimento de uma metodologia que agregue essas variáveis exógenas e IEF, visando um modelo preditor mais robusto para decisão de investimentos.

REFERÊNCIAS

- ABARBANELL, J.; BUSHEE, B. Anormal returns to a fundamental analysis strategy. **The Accounting Review** 73: 19–45. 1998. <https://www.jstor.org/stable/248340>
- ANDRIEŞ, A. M. The importance of capital market in economy. **CES working papers**. - Vol. 1.2009, 2, p. 69-75. 2009. <http://hdl.handle.net/10419/198061>
- ASSAF NETO, A. **Mercado financeiro**. 14ed. Atlas: São Paulo, São Paulo, Brasil. 2019.
- B3. Total de investidor pessoa física cresce 43% no primeiro semestre, mostra estudo da B3**. 2023. Disponível em: Porcentagem de investidores pessoa física cresce na B3 | B3
- BENTES, S. R.; NAVAS, R. The Fundamental Analysis: An **Overview**. **International Journal of Latest Trends in Finance & Economic Sciences**. E-ISSN:2047-0916. 2013. DOI: 10.35808/ijfirm/65
- CALILI, P. R. M.; MORAES, D. A.O.; MÜLLER, I.; MOREIRA JUNIOR, F.J.; ANSUJ, A. P. **Análise discriminante aplicada no estudo dos escores de classificação do concurso vestibular 2007 na UFSM**. Universidade Federal de Santa Maria. Ci. e nat., Santa Maria, v. 42. Commemorative Edition: Statistic, e14. 2020. <https://doi.org/10.5902/2179460X40384>

CK, V.; YAGI, M.; GANESH, L. Fundamental analysis and stock returns: An **Indian. Global Advanced Research Journal of Economics, Accounting and Finance** Vol. 1(2), 033-039. 2012.

GASPARETTO, V. O papel da contabilidade no provimento de informações para a avaliação do desempenho empresarial. **Revista Contemporânea de Contabilidade**. v. 1, n. 2, p. 11-40, jul./dez. 2004. DOI: <https://doi.org/10.5007/%25x>

HAIR JR.; ANDERSON, R.; TATHAM, D.; BLACK, W. **Multivariate Data Analysis**. Upper Saddle River: Prentice Hall. 2006.

HATTA, A.J.; DWIYANTO, B.S. The company fundamental factors and systematic risk in increasing stock price. **Journal of Economics, Business, and Accountancy** | Ventura, 15, 245-256. 2012. DOI: <http://dx.doi.org/10.14414/jebav.v15i2.78>

HERAWATI, A.; PUTRA, A.S. The Influence of Fundamental Analysis on Stock Prices: The Case of Food and Beverage Industries, **European Research Studies Journal** Volume XXI Issue 3, 316 – 326. 2018.
Handle: *RePEc:ers:journl:v:xxi:y:2018:i:3:p:316-326*

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S.; STURDIVANT, R. X. **Applied Logistic Regression**. John Wiley & Sons. 2013.

KHAN, M. A. **The Relationship between Stock Return and Economic Value Added (EVA): A Review of KSE-100 Index**. (January 26). 2012.
<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1992209>

LEV, B.; THIAGARAJAN, R. Fundamental information analysis. **Journal of Accounting Research** 31: 190–215. 1993. <https://doi.org/10.2307/2491270>

LYRA, R. L. W. C. **Análise hierárquica dos indicadores contábeis sob a óptica do desempenho empresarial**. São Paulo, 2008. 171 f. Tese (Doutorado em Controladoria e Contabilidade) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo. 2008.
<https://doi.org/10.11606/T.12.2008.tde-12012009-182631>

MOTA, R. H. G.; TAVARES, A. L. Classificação entre empresas vencedoras e perdedoras após a adoção das IFRS: um estudo em empresas não financeiras do setor regulado brasileiro com ações listadas na BM&FBovespa. **Enfoque: Reflexão Contábil**, v. 34, n. 2, 91-107. 2015.
<https://periodicos.uem.br/ojs/index.php/Enfoque/article/view/24628>

NAIK, N. Eficiência de Mercado: um Espelho para as Informações. In: **Dominando Finanças**. São Paulo: Makron Books. 2001.

OU, J.; PENMAN, S. Accounting measures, price-earnings ratio and the information content of security prices. **Journal of Accounting Research** 27: 111–143. 1989.
<https://doi.org/10.2307/2491068>

PALEPU, K.G.; HEALY, P.G.; BERNARD, V. L. **Business Analysis and Valuation: Using Financial Statements**. 3rd edition. Ohio: South-Western College Publishing. 2004.

PARSONS, C. A.; TITMAN, S. **Capital Structure and Corporate Strategy** (2007). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.983553>

PASSOS, J. C.; PEREIRA, V. S.; MARTINS, V. F. Contextualizando a pesquisa em Finanças Comportamentais: Uma análise das principais publicações nacionais e internacionais que abrange o período de 1997 a 2010. **Revista de Auditoria, Governança e Contabilidade (RAGC)**. 1 (1), 38-60. 2012.

SENG, D.; HANCOCK, J.R. Fundamental Analysis and the Prediction of Earnings. **International Journal of Biometrics**, 7, 32. 2012. DOI:10.5539/ijbm.v7n3p32

SHEEJA, S.; MURADOGLU, Y. G.; GOUGH, O.; ADAMI, R. **The Leverage Effect on Stock Returns**. 2010. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1690183>

SILVA, G. M. S. **Análise fundamentalista**: estudo comparativo da situação econômico-financeiro de empresas de capital aberto do mercado de capitais. Monografia. Faculdade de Filosofia Ciências e Letras do Alto São Francisco, Luz, Minas Gerais, Brasil. 2019. <http://hdl.handle.net/123456789/64>

SILVA, V. M.; LUCENA, W. G. L. Finanças comportamentais: análise dos fatores do efeito manada em empresas listadas na [B]³. **Revista Catarinense da Ciência Contábil**. 18: 1–20. 2019. <https://doi.org/10.16930/2237-766220192730>

TABACHNICK, B. G.; FIDELL, L. S. **Using Multivariate Statistics**. Pearson. 2019.

TAVARES, A. L.; TIBÚRCIO SILVA, C. A. A análise financeira fundamentalista na previsão de melhores e piores alternativas de investimento. **Revista Universo Contábil** 8: 37-52. 2012. DOI: <http://dx.doi.org/10.4270/ruc.20128>.