



08, 09, 10 e 11 de novembro de 2022  
ISSN 2177-3866

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

**JEFERSON MARCOLINO**

PECEGE (PROGRAMA DE EDUCAÇÃO CONTINUADA EM ECONOMIA E GESTÃO DE EMPRESAS)

**LUAN MARCA**

UNIVERSIDADE DE PASSO FUNDO (UPF)

**EDSON JESUS DE PAIVA E SILVA FILHO**

UNIVERSIDADE DE PASSO FUNDO (UPF)

**ANDRÉ DA SILVA PEREIRA**

UNIVERSIDADE DE PASSO FUNDO (UPF)

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

## **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: Quais índices econômico-financeiros impactam de forma efetiva 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 multinomial (RLM) 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 & 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 & 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

Quanto a natureza da pesquisa, pode ser classificada como quantitativa, pois utiliza técnicas estatísticas para o tratamento e análise dos dados. Em relação 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<sup>®</sup>, 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 consequentemente sua análise (Hair *et al.*, 2006). Após o tratamento dos dados, procedeu-se com a seleção aleatória de uma subamostra de análise, visando um melhor ajuste dos modelos estatísticos, isso é feito, tendo em vista que alguns índices associados a análise discriminante são sensíveis ao tamanho da amostra. Para isso, foi utilizada a rotina *Random Number Generators* do software estatístico SPSS<sup>®</sup> v. 21. A Tabela 1 apresenta o número de empresas que correspondem a amostra total e a subamostra de análise por exercício.

**Tabela 1 - Segregação das amostras**

Ano	Amostra total	Subamostra de análise
2018	139	63
2019	97	34
2020	137	61

Fonte: Dados originais da pesquisa (2022).

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

**Tabela 2 - Variáveis independentes e seus respectivos códigos identificadores**

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

**Fonte:** Dados originais da pesquisa (2022)

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

Apresenta-se aqui os procedimentos estatísticos utilizados para tratamento e análise dos dados.

#### Regressão Logística Multinomial (RLM)

A regressão logística multinomial é usada para prever uma variável dependente nominal, tendo como base uma ou mais variáveis independentes. Ou seja, tal como acontece em outros métodos de regressão, essa técnica utiliza variáveis independentes nominais e/ou contínuas, de maneira que, suas interações indicam o comportamento da variável dependente (Hair *et al.*, 2006). Os mesmos autores indicam alguns pressupostos que devem ser observados antes de se proceder com essa técnica, sendo eles:

- A variável dependente deve ser medida no nível nominal com duas ou mais categorias. Exemplos de variáveis nominais incluem etnia (caucasiano, hispânico) ou gênero (feminino, masculino);
- Deve haver independência de observações, ou seja, a variável dependente deve ter categorias mutuamente exclusivas (ou seja, nenhum indivíduo pertencente a duas categorias diferentes);
- Não deve haver multicolinearidade. A multicolinearidade ocorre quando duas ou mais variáveis independentes são altamente correlacionadas entre si;
- Não deve haver valores discrepantes (outliers), ou seja, altos valores de alavancagem ou pontos influentes.

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 (Apêndice A). As variáveis independentes que compõem os modelos estatísticos são representadas pelos índices econômico-financeiros das empresas (Ver Tabela 2).

## Análise Discriminante (AD)

A análise discriminante guarda algumas similaridades com a RLM, haja visto que também é utilizada para se prever a probabilidade de observações pertencerem a uma determinada classe (ou categoria) com base em uma ou várias variáveis preditoras. Trabalha com variáveis preditoras contínuas e/ou categóricas. O modelo é composto por uma função discriminante (ou, para mais de dois grupos, um conjunto de funções discriminantes) baseada em combinações lineares que proporcionam a melhor discriminação entre os grupos. As funções são geradas a partir de uma amostra de casos para os quais a associação ao grupo é conhecida (Hair *et al.*, 2006).

Para que a AD seja bem sucedida, deve-se levar em consideração o tamanho da amostra, tanto para sua possível divisão, como para estimação das funções discriminantes. 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

### Testes de adequação da amostra

A Tabela 3 apresenta os resultados dos testes que verificam a presença de multicolinearidade, um dos pressupostos críticos da RLM. A multicolinearidade ocorre quando as variáveis independentes em um modelo de regressão são correlacionadas. Se o grau de correlação entre as variáveis for alto (acima de 0,90), pode causar problemas de ajuste do modelo e consequentemente de interpretação dos resultados (Hair *et al.*, 2006). Alguns dos métodos comuns usados para detectar multicolinearidade incluem:

- **VIF (*Variance Inflation Factor*):** Teste amplamente utilizado para detecção de multicolinearidade em um conjunto de variáveis independentes em um modelo de regressão. Matematicamente, o VIF é igual à razão entre a variância geral do modelo e a variância de um modelo que inclui apenas uma variável independente. Essa razão é calculada para cada variável independente. Um VIF alto, acima de 10, indica que a variável independente associada é altamente colinear com as outras variáveis do modelo (Hair *et al.*, 2006).
- **Tolerância (*t*):** A tolerância é usada na análise de regressão aplicada para avaliar os níveis de multicolinearidade. A tolerância mede quanto os coeficientes beta são afetados pela presença de outras variáveis preditoras em um modelo. Valores de  $p < 0,05$  denotam multicolinearidade (Hair *et al.*, 2006).

**Tabela 3 - Diagnóstico de Multicolinearidade**

Exercício	2018		2019		2020	
Modelo	Estatísticas de colinearidade		Estatísticas de colinearidade		Estatísticas de colinearidade	
	Tolerância	VIF	Tolerância	VIF	Tolerância	VIF
x <sup>1</sup>	,201	4,971	,112	8,891	,180	5,543
x <sup>2</sup>	,040	24,727	,061	16,297	,071	14,153
x <sup>3</sup>	,048	20,799	,081	12,348	,089	11,202
x <sup>4</sup>	,142	7,046	,175	5,707	,363	2,757
x <sup>5</sup>	,410	2,441	,252	3,961	,420	2,383
x <sup>6</sup>	,512	1,953	,209	4,788	,357	2,799
x <sup>7</sup>	,152	6,570	,089	11,268	,323	3,100
x <sup>8</sup>	,084	11,897	,064	15,660	,120	8,301
x <sup>9</sup>	,082	12,239	,069	14,409	,068	14,641
x <sup>10</sup>	,096	10,381	,031	32,133	,053	18,936
x <sup>11</sup>	,353	2,834	,286	3,496	,407	2,459
x <sup>12</sup>	,108	9,220	,101	9,945	,095	10,502
x <sup>13</sup>	-	-	-	-	-	-
x <sup>14</sup>	,102	9,832	,066	15,051	,136	7,343
x <sup>15</sup>	,098	10,195	,020	50,778	,204	4,907
x <sup>16</sup>	,120	8,330	,022	45,514	,081	12,274
x <sup>17</sup>	,294	3,405	-	-	-	-
x <sup>18</sup>	,028	35,163	,043	23,406	,026	38,661
x <sup>19</sup>	,096	10,418	,069	14,476	,040	25,295
x <sup>20</sup>	,313	3,198	,289	3,457	,340	2,943
x <sup>21</sup>	,091	10,979	-	-	-	-
x <sup>22</sup>	,071	14,133	-	-	-	-
x <sup>23</sup>	,114	8,786	,113	8,836	,540	1853

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2022).

Observa-se, a partir da Tabela 3, que algumas variáveis independentes apresentaram multicolinearidade, sendo elas: x<sup>2</sup>, x<sup>3</sup>, x<sup>8</sup>, x<sup>9</sup>, x<sup>10</sup>, x<sup>15</sup>, x<sup>18</sup>, x<sup>19</sup>, x<sup>21</sup> e x<sup>22</sup> para o exercício 2018, x<sup>2</sup>, x<sup>3</sup>, x<sup>7</sup>, x<sup>8</sup>, x<sup>9</sup>, x<sup>10</sup>, x<sup>14</sup>, x<sup>15</sup>, x<sup>16</sup>, x<sup>18</sup> e x<sup>19</sup> para o exercício 2019 e x<sup>2</sup>, x<sup>3</sup>, x<sup>9</sup>, x<sup>10</sup> e x<sup>16</sup> 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 Multinomial (RLM)

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 4 apresenta o qui-quadrado e os valores de *p* para cada exercício.

**Tabela 4 - 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 (2022).

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 5 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 5 – Testes de razão de Verossimilhança**

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

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2022).

Observa-se, através da Tabela 5, que para o exercício 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: x<sup>1</sup>, x<sup>7</sup>, x<sup>16</sup> e x<sup>17</sup>, apesar de denotarem valores de  $p$  acima do limite estabelecido pela literatura, as variáveis x<sup>8</sup> e x<sup>14</sup> foram mantidas, haja visto os valores ficaram muito próximos do ponto de corte. Em relação aos exercícios 2019 e 2020, apenas 2 das 15 variáveis apresentaram significância, sendo elas x<sup>20</sup>, x<sup>23</sup> (2019) e x<sup>6</sup>, x<sup>15</sup> (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 6 apresenta as informações de ajuste geral do modelo 2.

**Tabela 6 - 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 (2022).

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 7 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 7 – Variáveis que influenciam na classificação das empresas**

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

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2022).

Com base na Tabela 7, observa-se que as variáveis que tiveram impacto sobre a classificação das empresas nos diferentes períodos são: Relação Capital de Terceiros/ Passivo Total (x<sup>7</sup>), Prazo de estocagem (x<sup>6</sup>), Relação Capital de Terceiros/ Capital Próprio (x<sup>8</sup>), Grau de Alavancagem Operacional (x<sup>17</sup>), Margem Bruta (x<sup>20</sup>) e Patrimônio Líquido por Ação (x<sup>23</sup>).

Esses resultados corroboram os estudos de Parson & Titman (2007) e Sheeja *et al.*, (2010), principalmente no que tange as variáveis relacionadas a alavancagem financeira (aqui representadas pelas variáveis x<sup>7</sup>, x<sup>8</sup>, x<sup>17</sup>), haja visto 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 & Thiagarajan (1993), Seng & Hancock (2012) e Hatta & Dwiyanto (2012) afirmam que, margem bruta ( $x^{20}$ ), Patrimônio Líquido por Ação ( $x^{23}$ ) e eficiência operacional ( $x^6$ ), estão entre as variáveis com capacidade 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 8 apresentam as classificações decorrentes da aplicação da RLM (Resultado do Teste) e as classificações efetivas (Resultado Real), observadas ao final de cada exercício.

**Tabela 8 – Matriz de confusão**

<b>Painel A – Uso de todas as variáveis (Modelo 1)</b>										
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	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%		
<b>Painel B – Uso das variáveis com maior poder discriminante (Modelo 2)</b>										
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	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 (2022).

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 (tanto para o modelo 1, com todas as variáveis, quanto para o modelo 2, que contém apenas as variáveis significantes), 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 RLM, 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 9 apresenta os resultados para cada exercício.

**Tabela 9 – Lambda de Wilks**

Exercício	$p$ ( $sig$ )
2018	,215
2019	,016
2020	,023

**Fonte:** Resultados originais da pesquisa (2022).

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 se identificar quais variáveis independentes são mais significantes na discriminação das empresas entre os diferentes grupos, procede-se com a análise das variâncias, onde valores de  $p$  (*sig*)  $< 0,05$  indicam que a variável independente tem capacidade preditiva, ou seja, poder discriminante entre os grupos (Hair *et al.*, 2006). Além das variâncias, observa-se os valores de *Lambda de Wilks*, valores próximos de 1 indicam que a variável independente não discrimina bem as empresas entre os grupos (recomendáveis, não recomendáveis) (Hair *et al.*, 2006). A Tabela 10 apresenta a análise das variâncias e dos valores de *Lambda de Wilks*.

**Tabela 10 - Análise de variância**

Exercício	2018			2019			2020		
	<i>Lambda de Wilks</i>	<i>F</i>	<i>Sig.</i>	<i>Lambda de Wilks</i>	<i>F</i>	<i>Sig.</i>	<i>Lambda de Wilks</i>	<i>F</i>	<i>Sig.</i>
x <sup>1</sup>	,996	,274	,603	,988	,377	,544	,975	1,514	,223
x <sup>4</sup>	,997	,163	,688	1,000	,002	,966	,998	,118	,732
x <sup>5</sup>	,991	,558	,458	,966	1,124	,297	1,000	,012	,914
x <sup>6</sup>	,992	,374	,543	,988	,384	,540	1,000	,008	,928
x <sup>7</sup>	,994	,502	,481	-	-	-	,845	10,846	,002
x <sup>11</sup>	,956	2,803	,099	,962	1,270	,268	1,000	,021	,885
x <sup>12</sup>	,976	1,529	,221	,955	1,523	,226	,954	2,866	,096
x <sup>14</sup>	,997	,210	,648	-	-	-	-	-	-
x <sup>16</sup>	,977	1,438	,235	-	-	-	-	-	-
x <sup>17</sup>	,975	1,592	,212	-	-	-	-	-	-
x <sup>20</sup>	,970	1,904	,173	,956	1,470	,234	,996	,246	,622
x <sup>23</sup>	,992	,473	,494	,697	13,893	,001	,994	,329	,569

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2022).

Das 12 variáveis independentes testadas, apenas 2 apresentaram poder discriminante entre os grupos, sendo elas: Capital de Terceiros/ Passivo Total (x<sup>7</sup>) em 2020 e Patrimônio Líquido por Ação (x<sup>23</sup>) em 2019, dados os valores de  $p$  (*sig*) e *Lambda de Wilks*. Esse resultado corrobora com aqueles obtidos para o modelo 2 da RLM, que também destacou essas duas variáveis como significativas para classificação das empresas entre recomendáveis e não recomendáveis para investimento.

Os coeficientes das variáveis significantes são inseridos nas respectivas funções discriminantes para cada exercício, bem como os valores das constantes obtidos a partir dos dados da amostra (Tabela 11).

**Tabela 11 - Coeficientes das funções discriminantes canônicas**

2018		2019		2020	
Função		Função		Função	
-	-	x <sup>23</sup>	,139	X <sup>7</sup>	-018
Constante	-2,081	Constante	-3,511	Constante	,284

Fonte: Resultados originais da pesquisa (2022).

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

Assim como na RLM, na análise discriminante, testa-se a capacidade preditiva dos modelos para todos os exercícios através de uma matriz de confusão (Tabela 12).

**Tabela 12 - 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 (2022).

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 trabalho de conclusão de curso 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. Dessa forma, observa-se que tal objetivo foi atingido, haja visto que as constatações da aplicação das metodologias (RLM 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 RLM, como na análise discriminante, denotando coerência e robustez. Além disso, os resultados engendrados guardam similaridade com os de Tavares & 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 & 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 RLM 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 RLM, 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 & Silva (2012).

Dentre as limitações de pesquisa, vale destacar que o modelo 1 de RLM 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. (1998). [Anormal returns to a fundamental analysis strategy](#). *The Accounting Review* 73: 19–45.
- Andrieş, A. M. (2009). [The importance of capital market in economy](#). CES working papers. - Vol. 1.2009, 2, p. 69-75.
- Assaf Neto, A. (2019). Mercado financeiro. 14ed. Atlas: São Paulo, São Paulo, Brasil.
- B3. (2021). [Total de investidor pessoa física cresce 43% no primeiro semestre, mostra estudo da B3](#).
- Bentes, S. R., & Navas, R. (2013). [The Fundamental Analysis: An Overview](#). *International Journal of Latest Trends in Finance & Economic Sciences*. E-ISSN:2047-0916.
- Calill, P. R. M., Moraes, D. A.O., Müller, I., Moreira Junior, F.J., & Ansuaj, A. P. (2020). [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.
- CK, V., Yagi, M., & Ganesh L. (2012). [Fundamental analysis and stock returns: An Indian](#). *Global Advanced Research Journal of Economics, Accounting and Finance* Vol. 1(2), 033-039.
- Gasparetto, V. (2004). [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.
- Hair Jr., Anderson, R., Tatham, D., & Black, W. (2006). *Multivariate Data Analysis*. Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Hatta, A.J., & Dwiyanto, B.S. (2012). [The company fundamental factors and systematic risk in increasing stock price](#). *Journal of Economics, Business, and Accountancy | Ventura*, 15, 245-256.

- Herawati, A., & Putra, A.S. (2018). [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.
- Khan, M. A. (2012). [The Relationship between Stock Return and Economic Value Added \(EVA\): A Review of KSE-100 Index](#). (January 26).
- Lev, B., & Thiagarajan, R. (1993). [Fundamental information analysis](#). *Journal of Accounting Research* 31: 190–215.
- Lyra, R. L. W. C. (2008). [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.
- Mota, R. H. G., & Tavares, A. L. (2015). [Classificação entre empresas vencedoras a 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.
- Naik, N. (2001). *Eficiência de Mercado: um Espelho para as Informações*. In: *Dominando Finanças*. São Paulo: Makron Books.
- Ou, J., & Penman, S. (1989). [Accounting measures, price-earnings ratio and the information content of security prices](#). *Journal of Accounting Research* 27: 111–143.
- Palepu, K.G., Healy, P.G., & Bernard, V. L. (2004). *Business Analysis and Valuation: Using Financial Statements*. 3rd edition. Ohio: South-Western College Publishing.
- Parsons, C. A., & Titman, S. (2007). [Capital Structure and Corporate Strategy](#).
- Passos, J. C., Pereira, V. S. & Martins, V. F. (2012). [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.
- Seng, D., & Hancock, J.R. (2012). [Fundamental Analysis and the Prediction of Earnings](#). *International Journal of Biometrics*, 7, 32.
- Sheeja, S., Muradoglu, Y. G., Gough, O., & Adami, R. (2010). [The Leverage Effect on Stock Returns](#).
- Silva, G. M. S. (2019). [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.
- Silva, V. M., & Lucena, W. G. L. (2019). [Finanças comportamentais: análise dos fatores do efeito manada em empresas listadas na \[B\]³](#). *Revista Catarinense da Ciência Contábil*. 18: 1–20.

Tavares, A. L., & Tibúrcio Silva, C. A. (2012). [A análise financeira fundamentalista na previsão de melhores e piores alternativas de investimento.](#) Revista Universo Contábil 8: 37-52.

