



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO ACADÊMICO DO AGRESTE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

CAMYLE FERREIRA MORENO

**APLICAÇÃO DE UM MÉTODO COM ABORDAGEM DE CLUSTERIZAÇÃO
ORDENADA EM ANÁLISE DE INVESTIMENTOS DE AÇÕES: um estudo de
caso no setor bancário nacional**

Caruaru

2021

CAMYLA FERREIRA MORENO

**APLICAÇÃO DE UM MÉTODO COM ABORDAGEM DE CLUSTERIZAÇÃO
ORDENADA EM ANÁLISE DE INVESTIMENTOS DE AÇÕES: um estudo de
caso no setor bancário nacional**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Otimização e Gestão da Produção

Orientador: Prof. Dr. Lucimário Gois de Oliveira Silva

Caruaru

2021

Catálogo na fonte:
Bibliotecária – Paula Silva - CRB/4 - 1223

M843a Moreno, Camyla Ferreira.
Aplicação de um método com abordagem de clusterização ordenada em análise de investimentos de ações: um estudo de caso no setor bancário nacional. / Camyla Ferreira Moreno. – 2021.
98 f.; il.: 30 cm.

Orientador: Lucimário Gois de Oliveira Silva.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco, CAA, Mestrado em Engenharia de Produção, 2021.
Inclui Referências.

1. Processo decisório por critério múltiplo. 2. Análise por agrupamento. 3. Investimentos – Brasil. 4. Ações (Finanças) – Brasil. 5. Indicadores econômicos – Brasil. 6. Bancos – Brasil. I. Silva, Lucimário Gois de Oliveira (Orientador). II. Título.

CDD 658.5 (23. ed.)

UFPE (CAA 2021-108)

CAMYLA FERREIRA MORENO

**APLICAÇÃO DE UM MÉTODO COM ABORDAGEM DE CLUSTERIZAÇÃO
ORDENADA EM ANÁLISE DE INVESTIMENTOS DE AÇÕES: um estudo de
caso no setor bancário nacional**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção.

Aprovada em: 18/06/2021.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Lucimário Gois de Oliveira Silva (Orientador)

Universidade Federal de Pernambuco

Prof.^a Dr.^a Thárcylla Rebecca Negreiros Clemente (Examinadora Interna)

Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. José Leão e Silva Filho (Examinador Externo)

Universidade Federal de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

Primeiramente gostaria de agradecer a Deus, por estar comigo e me abençoar durante esta longa e árdua dessa trajetória. Agradeço também a minha família, minha mãe Cinthya Ferreira que sempre prezou pela educação, sua força e dedicação em tudo que faz me inspira. Agradeço também ao pai meu Tertuliano Moreno, meus irmãos Tassy e Tertuliano e minha avó Maria da Conceição que sempre estiveram me apoiando e dando forças para seguir, obrigada família, vocês são a base de tudo.

Aos meus amigos, que direta ou indiretamente contribuíram para a realização deste trabalho. Targieli e Geisiane, todo o meu carinho e admiração, com vocês a caminhada foi mais leve e feliz. A Joyce, Maria, Giulyano e Rayanne sou grata pelo apoio, carinho e amizade.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Lucimário Gois, pelo suporte e ensinamento ao longo desse período e também a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoa de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro, sendo de fundamental importância para o desenvolvimento desta pesquisa.

“Deem graças ao senhor porque ele é bom; o seu amor dura para sempre” (BÍBLIA, A. T., Salmos, 107:1).

RESUMO

Os investidores podem utilizar diferentes mecanismos para auxiliar no processo de investimentos de ações, dentre estes está a análise de indicadores fundamentalistas. Na qual, através dos demonstrativos financeiros, permite que as condições financeiras e os resultados operacionais sejam interpretados, de forma que, o retorno esperado do capital aplicado seja condizente com o risco assumido. Nesse sentido, o presente estudo tem como objetivo a aplicação de um método de apoio à decisão em investimentos de ações no setor bancário brasileiro sob a perspectiva de clusterização ordenada, considerando aspectos subjetivos e indicadores fundamentalistas, almejando a obtenção de um retorno positivo sob o investimento. Após a realização de uma revisão da literatura foram selecionados os 12 indicadores fundamentalistas mais utilizados nos últimos anos para análise de ações no setor bancário, distribuídos nas áreas de mercado, liquidez e solvência, rentabilidade, análise de capital e tamanho. Os indicadores para os 17 bancos analisados foram coletados e calculados a partir dos balanços patrimoniais e demonstrações de resultado de exercício, no ano de 2019. A pesquisa utilizou o método multicritério com abordagem de clusterização ordenada, no qual, para a obtenção das preferências do decisor foi realizada a aplicação de um questionário estruturado. De posse das informações, foram calculados os pesos dos critérios por meio do *Fuzzy Analytic Network Process*, logo após foi aplicado o algoritmo para diferentes partições ordenadas de k clusters e realizado um comparativo entre os resultados obtidos com a aplicação do método o e o algoritmo *k-means*. A partir dos resultados foi percebido que a obtenção dos clusters de forma ordenada fornece, além da possibilidade de realizar uma análise segundo o desempenho dos bancos, a incorporação das preferências do decisor, apresentando de resultados customizados. A utilização deste apresentou vantagens quando comparado ao algoritmo *k-means*. Dessa forma, o método pode auxiliar na alocação de capital nas empresas de forma mais direcionada e assertiva. A pesquisa apresenta ainda contribuições científicas, pois apesar do aumento do interesse em investimentos na bolsa de valores, foram encontradas poucos estudos que analisaram o investimento em ações em bancos, devido este apresentar algumas particularidades.

Palavras-chave: MCDA em análise financeira. Clusterização. Investimentos em ações. Indicadores fundamentalistas. Bancos.

ABSTRACT

When making the decision to invest in the stock market, it is necessary to analyze some financial indicators that provide information about the financial health of companies. However, besides the complexity of this environment, there is a large amount of information available for analysis. In this scenario, the objective of this research is to support the decision maker, according to his preferences, regarding the allocation of capital in companies of the financial sector listed on B3, which have good performances based on fundamentalist indicators, in order to obtain a positive return. Despite the increased interest in stock market investments, few studies were found that analyzed the investment in shares in banks, due to the fact that it presents some particularities. Given the context presented, 17 banks listed on B3 in the year 2019 were analyzed according to the 12 fundamental indicators most used in the literature in recent years. The indicators were calculated and collected from the balance statements and income statement disclosed by the companies. The research used an MCDA using an ordered clustering approach, in order to obtain the decision maker's preferences, an interview was conducted with the presentation of a structured questionnaire. With this information, the weights of the criteria were calculated using the FAHP and then the algorithm was applied to different ordered partitions of k . Based on the results, it was noticed that obtaining clusters in an ordered manner provides the decision maker, besides the possibility of performing an analysis according to the banks' performance, the formation of clusters according to his preferences, and can help in the allocation of capital in companies in a more directed and assertive manner. The use of this method also displayed advantages when compared to the k -means algorithm.

Keywords: MCDA in financial analysis. Clustering. Investment in stocks. Fundamental analysis. Banks.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Segmentação do sistema financeiro.....	20
Figura 2 - Negociações nos mercados primário e secundário de ações ou títulos.....	22
Quadro 1 - Tipos de perfis dos investidores	23
Quadro 2 - Relações de Preferências	32
Figura 3 - Funções de preferência do PROMETHEE	35
Figura 4 - Estruturas da MCDA com abordagem de clusterização	39
Figura 5 - Esquema para seleção dos estudos	44
Quadro 3 - Termos de busca utilizados.....	44
Gráfico 1 - Produção científica anual	45
Gráfico 2 - Fontes mais relevantes	45
Figura 6 - Análise das conexões entre as fontes	46
Gráfico 3 - Autores mais relevantes	47
Gráfico 4 - Produção por país.....	47
Quadro 4 - Estudos que utilizaram clusters	48
Quadro 5 - Estudos que utilizaram MCDA/M.....	50
Gráfico 5 - Classificação dos estudos com a utilização dos métodos MCDA/M.....	52
Figura 7 - Classificação da pesquisa em engenharia de produção	54
Figura 8 - Curso de execução da pesquisa.....	56
Quadro 6 - Alternativas utilizadas no estudo e seus respectivos códigos de negociação na B3.....	58
Gráfico 6 - Melhores vetores ordenados relacionados à partição ordenada.....	75
Figura 9 - Clusters obtidos com o K-means para k=3, k=4, k=5 e k=6	77

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Termos linguísticos	60
Tabela 2 - Índices Randômicos	61
Tabela 3 - Descrição das alternativas	63
Tabela 4 - Índice de consistência.....	69
Tabela 5 - Pesos dos critérios	69
Tabela 6 - Limiares de preferência e indiferença	70
Tabela 7 - Resultado da partição ordenada para k=3	72
Tabela 8 - Resultado da partição ordenada para k=4	73
Tabela 9 - Resultado da partição ordenada para k=5	73
Tabela 10 - Resultado da partição ordenada para k=6	74
Tabela 11 - Partição obtida utilizando K-means (k=3 e k=4)	76
Tabela 12 - Partição obtida utilizando K-means (k=5)	76
Tabela 13 - Partição obtida utilizando K-means (k=6)	76

LISTA DE SIGLAS

AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i>
ANBIMA	Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiros
ANP	<i>Analytic Network Process</i>
API	Análise do Perfil do Investidor
B3	Brasil, Bolsa e Balcão
BP	Balanço Patrimonial
CMN	Conselho Monetário Nacional
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
DEMATEL	<i>Decision Making Trial and Evaluation Laboratory</i>
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DIEESE	Departamento Intersindical de Estatísticas e Estudos Socioeconômicos
DRE	Demonstrativo de Resultado do Exercício
ELECTREE	<i>Elimination Et Choix Traduisant la Réalité</i>
EV	Estratégia de Evolução
FHAP	<i>Fuzzy Analytic Hierarchy Process</i>
FEBRABAN	Federação Brasileira de Bancos
FMI	Fundo Monetário Internacional
GRA	<i>Grey Relational Analysis</i>
LPA	Lucro por Ação
MCDA	<i>Multicriteria Decision Aid</i>
MCDM	<i>Multicriteria Decision Making</i>
SFN	Sistema Financeiro Nacional
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PLMO	Programação Linear Multiobjetivo
PROMETHEE	<i>Preference Ranking Organisation Method for Enrichment</i>
PSO-SQP	<i>Classical Particle Optimization-Sequential Quadratic Programming</i>
ROA	<i>Return On Assets</i>
ROE	<i>Return On Equity</i>
TOPSIS	<i>Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	13
1.1	Justificativa e Relevância do Trabalho.....	15
1.2	Impacto e Relevância Social Econômica.....	17
1.2.1	Objetivo Geral.....	18
1.2.2	Objetivos Específicos.....	18
1.3	Estrutura do Trabalho.....	19
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	20
2.1	Sistema Financeiro.....	20
2.1.1	Mercado de Capitais.....	21
2.1.2	Renda Fixa e Renda Variável.....	22
2.1.3	Ações.....	24
2.1.4	Tipos de Análise de Ações.....	25
2.1.4.1	<i>Análise Técnica.....</i>	<i>25</i>
2.1.4.2	<i>Análise Fundamentalista.....</i>	<i>26</i>
2.2	Setor Bancário.....	27
2.3	Análise de Decisão Multicritério.....	30
2.3.1	PROMETHEE.....	34
2.4	Clusters.....	36
2.5	Multicriteria Clustering.....	37
2.5.1	O Problema Multicritério sob Abordagem da Clusterização Ordenada..	40
3	REVISÃO DA LITERATURA.....	43
3.1	Metodologia da Revisão.....	43
3.2	Tendências Gerais.....	45
3.3	Métodos Utilizados para Análise de Investimento em Ações.....	47
3.3.1	Análise de Investimento em Ações Utilizando Clusters.....	48
3.3.2	Análise de Investimento em Ações Utilizando MCDA/M.....	49
4	METODOLOGIA.....	54
4.1	Caracterização da Pesquisa.....	54
4.2	Delineamento da Pesquisa.....	56
4.2.1	Primeira Etapa.....	57
4.2.1.1	<i>Seleção dos Indicadores Fundamentalistas.....</i>	<i>57</i>

4.2.1.2	<i>Estabelecimento das Alternativas.....</i>	58
4.2.2	Segunda Etapa.....	58
4.2.2.1	<i>Elaboração do Questionário.....</i>	59
4.2.2.2	<i>Coleta dos Dados.....</i>	59
4.2.2.3	<i>Identificação do Decisor.....</i>	59
4.2.3	Terceira Etapa.....	59
4.2.3.1	<i>Entrevista ao Decisor.....</i>	60
4.2.3.2	<i>Estabelecimento dos Pesos.....</i>	60
4.2.3.3	<i>Aplicação do Método e Análise dos Resultados.....</i>	62
5	APLICAÇÃO DO MÉTODO MULTICRITÉRIO COM ABORDAGEM DE CLUSTERIZAÇÃO ORDENADA.....	63
5.1	Identificação dos Critérios e das Alternativas.....	63
5.1.1	Mercado.....	64
5.1.2	Análise de Capital.....	65
5.1.3	Rentabilidade.....	66
5.1.4	Solvência e Liquidez.....	67
5.1.5	Tamanho.....	68
5.2	Estabelecimento dos Pesos.....	68
5.3	Determinação da Matriz de Preferência.....	69
6	RESULTADOS.....	72
6.1	Resultados da Partição Ordenada K.....	72
6.2	Comparativo entre o Algoritmo de Clusterização <i>k-means</i> e o MCDA com Abordagem de Clusterização Ordenada.....	75
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	79
7.1	Conclusões.....	79
7.2	Limitações e Propostas para Trabalhos Futuros.....	80
	REFERÊNCIAS.....	81
	APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO APLICADO NA PESQUISA....	93
	ANEXO A – ALGORITMO UTILIZADO NO ESTUDO.....	98

1 INTRODUÇÃO

O mercado de ações é um elemento chave em economias emergentes e prósperas, uma vez que um investimento eficiente pode não só aumentar o patrimônio dos acionistas, mas também melhorar o crescimento econômico dos países. O investimento nesse mercado visa maximizar o lucro e minimizar o risco associado (NTI; ADEKOYA; WEYORI, 2019; NASERI; RAFIEE; MOGHADAM, 2020).

Segundo a Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiros (ANBIMA, 2019), o Brasil precisa de fontes alternativas de financiamento diante a redução orçamentária do setor público, pois o modelo de financiamento que sustentou o crescimento econômico brasileiro em boa parte do século XX não é mais capaz de viabilizar os investimentos necessários para que o Brasil volte a crescer de forma sustentável. Nabarro (2016) apresenta que o mercado de capitais é uma alternativa de financiamento que permite a parte das empresas de grande porte angariar capital para seus empreendimentos.

Foran, Hutchinson e O'sullivan (2015) afirmam que uma das mudanças mais significativas nos mercados financeiros globais nos últimos 20 anos foi o crescimento do volume total de negociações no mercado acionário. De acordo com a bolsa de valores brasileira Brasil, Bolsa, Balcão (B3a) (2020), somente no mês de janeiro do ano de 2019 a bolsa pode contar com 44 mil novos investidores, um crescimento de aproximadamente 5,5% se comparado ao ano de 2018.

Neste cenário, em 2020 o Brasil registrou a maior entrada de capitais externos na bolsa nos últimos 25 anos. Esse crescimento pode ser explicado pelo grande interesse de investidores internacionais que buscam ganhos extraordinários em mercados emergentes menos eficientes, mas com a confiança necessária para garantir e proteger seus investimentos. O crescimento do interesse de investidores mostra que o mercado brasileiro é capaz de atender as necessidades de criação de ativos de longo prazo (MIRALLES-QUIROS; MORALLES-QUIROS; GONÇALVES, 2017).

O setor financeiro da B3 é um dos maiores setores e que apresenta grande contribuição ao índice Ibovespa. Um sistema bancário sólido e eficiente aumenta o potencial de crescimento do país devido à sua capacidade de disponibilizar capital a empreendedores e consumidores (SILVA JÚNIOR, 2013). Devido ao importante papel desempenhado pelas instituições financeiras no crescimento econômico, um estudo sobre

a eficiência destas e, em particular, dos bancos, ganhou popularidade nos últimos tempos (PURI; VERMA 2020).

O crescimento que vem ocorrendo no mercado fornece aos gestores financeiros, investidores, e decisores políticos, novas capacidades, mas também novos desafios (DOUMPOS; ZOPOUNIDIS, 2014). Dado o avanço na bolsa de valores brasileira e melhorias em seu quadro econômico, tornou-se cada vez mais necessário que os investidores conduzam meticulosamente seu planejamento para determinação da alocação de ativos de forma adequada (GOMES et al., 2016).

Dentre as abordagens utilizadas para auxiliar na análise de investimentos em ações está a fundamentalista, esta objetiva determinar o valor da empresa através da avaliação de seu comportamento (PINHEIRO, 2016). A análise fundamentalista consiste em um mecanismo que tem como pretensão avaliar dados financeiros básicos de instituições, com intuito de visualizar projeções futuras de investimentos e maximizar a chance de acertos por parte dos investidores em relação a um valor inerente ao ativo, trabalhando essencialmente com o estudo de vários indicadores (CHAVES, 2004; SILVA, 2017).

Apesar das dificuldades, o mercado de ações tornou-se desejável devido à alta possibilidade de retorno, sendo uma área de pesquisa atraente para pesquisadores, investidores e analistas financeiros (GOÇKEN et al., 2015; NTI; ADEKOYA; WEYORI, 2019). A natureza diversa, multifacetada e complexa das decisões financeiras não pode ser devidamente abordada sem desenvolver e implementar abordagens de modelação adequadas baseadas em técnicas analíticas. Estas fornecem as ferramentas necessárias para integrar todas as partes do problema através de uma abordagem estruturada (DOUMPOS; ZOPOUNIDIS, 2014). Dentre as técnicas utilizadas em investimento de ações estão o algoritmo genético, redes adversárias regenerativas, teoria dos conjuntos aproximativos, rede neural artificial, regressão e análise de componentes principais (GOÇKEN et al., 2015; THANH; HAI, HIEU, 2018; ZHOU et al., 2018; NOR; ZAWAWI, 2020).

Segundo Mills et al. (2020) ao tomar a decisão de investir, os investidores têm várias opções de ações para adquirir, sendo assim a análise do desempenho histórico e atual da empresa se apresentam como critérios uteis a serem considerados. É fundamental considerar aspectos como dimensão da empresa, tendências de mercado, dividendos, indicadores financeiros e outros. Dessa forma, a avaliação de vários critérios, que revelam a saúde financeira da empresa, pode ser um processo complexo. Por conseguinte, uma metodologia de análise de decisão multicritério pode ser considerado para seleção de

investimento em ações, como pode ser observado nos estudos de Zopounidis et al. (2015), Aoni et al. (2018), Basílio et al. (2018), Rubiales, Monroy e Mármol (2018) e Almeida-Filho et al. (2020).

Métodos baseados em análise de clusters são apresentados como abordagens para seleção de ações (ABIDIN et al., 2020). Cyree et al. (2020) complementam que a realização de um estudo utilizando a clusterização na análise de investimentos em bancos, permite uma avaliação do desempenho mais precisa e melhor análise de risco. Sendo importantes para avaliar o desempenho do investimento, retorno aos acionistas, fusões bancárias e outras atividades de expansão e eficácia regulatória (CYREE; DAVIDSON; STOWE, 2020). A utilização e vantagens desta abordagem na análise de ações nas bolsas de valores pode ser encontrada nos estudos de Baradi e Mohapatra (2015), Peachavanish (2016), Putra et al. (2021).

Após a realização de uma revisão da literatura, foi encontrada uma lacuna quanto a aplicação de um método multicritério com abordagem de clusterização em investimentos em ações. Aliado a isso está o crescente interesse de investidores no mercado de ações afim de obter um retorno positivo. De modo a auxiliar na tomada de decisão quanto a alocação de capital em um ativo, segundo indicadores fundamentalistas, e de inteirar a lacuna encontrada esta pesquisa propõe a aplicação de um método multicritério com abordagem de clusterização ordenada como auxílio para tomada de decisão quanto o investimento em ações do setor bancário nacional.

1.1 Justificativa e Relevância do Trabalho

Os bancos desempenham um papel importante na canalização de recursos dos agentes superavitários aos agentes deficitários, gerando oportunidades de investimentos, sendo esta uma atividade importante para garantir que o sistema financeiro e a economia de um país funcionem de forma harmoniosa e eficiente. Os serviços oferecidos pelo banco têm profunda influência em todo o sistema, sendo suas funções básicas fundamentais ao funcionamento da economia (DOUMPOS; ZOPOUNIDIS, 2014; ASSAF NETO, 2015; MISHKIN; EAKINS, 2018).

Devido a sociedade ter passado por algumas transformações ao longo dos anos, o papel dessas instituições também sofreu alterações significativas, no entanto sua importância vem aumentando (ASSAF NETO, 2015). Neste contexto, Doumpos e Zopounidis (2014) afirmam que os bancos alargaram a sua gama de atividades comerciais, através da introdução de depósito especializado, financiamento e

investimento em produtos, fornecendo novos serviços aos seus clientes, e expandindo suas operações nos mercados financeiros mundiais.

Apesar do cenário econômico mais geral do país ainda revelar grandes dificuldades, no ano de 2019 os cinco maiores bancos atuantes no Brasil apresentaram lucros recordes e rentabilidades elevadas de acordo com o Departamento Intersindical de Estatísticas e Estudos Socioeconômicos (DIEESE, 2020). No primeiro trimestre de 2020, o cenário não foi muito diferente, os ativos desses bancos superaram o valor do PIB brasileiro, este resultado ocorreu em meio à pandemia do Covid-19 em que houve aumento na concessão de créditos. A FEBRABAN (2020b) complementa que este comportamento decorreu do perfil da crise, que originou a uma elevada necessidade de capital de giro e liquidez pelas empresas, em função da redução de suas receitas. Esses resultados mostram que independentemente da situação econômica em que o país se encontra, o lucro no setor bancário segue crescendo.

Devido a importância que o setor exerce na sociedade, além dos bancos, os depositantes, órgãos reguladores e a sociedade possuem interesses no desempenho e transparência das informações do setor bancário para com o mercado (KORONTAI, 2016). Entretanto, a autora destaca que essas organizações são constantemente excluídas dos trabalhos por fazer parte de um setor altamente regulado e que traria prejuízos a análises dos resultados se somados aos dados do restante das empresas não-financeiras.

O mesmo foi observado por Santos (2017), que apesar desse cenário de crescimento e da importância do setor bancário, poucos estudos foram desenvolvidos com o objetivo de analisar os resultados obtidos pelo setor. A revisão de literatura realizada neste estudo corrobora com os achados, encontrando apenas um artigo que utilizou métodos de apoio à decisão multicritério ou auxílio a tomada de decisão multicritério (*MCD* - *Multicriteria Decision Aid/ Making*) na análise de ações no setor bancário. Isto posto, percebe-se uma carência de estudos realizados no tema supracitado, reforçando a relevância, contribuição para o avanço da ciência e o potencial do trabalho proposto.

Aliado a isto, o investimento em renda variável, foco deste estudo, vem recebendo destaque em função das baixas taxas de juros (no Brasil e no mundo) e da elevada liquidez no mercado (FEBRABAN, 2021), resultando em uma migração dos investidores da renda fixa para renda variável. Neste contexto, a ANBIMA (2021) divulgou que foram captados R\$ 26,2 bilhões no mercado doméstico de capitais em fevereiro, uma alta de 23,4% ante o mês de janeiro. As operações de renda variável seguem aquecidas, com alta de 51,3% ante janeiro. Em geral, o resultado de fevereiro sinaliza que as condições seguem

favoráveis para a captação de recursos pelas empresas no mercado de capitais no início do ano corrente.

Dado o exposto, a especialização e a profissionalização dos gestores, a globalização dos mercados financeiros internacionais, bem como o desenvolvimento dos mesmos, são outros fatores que explicam a necessidade de ferramentas que auxiliem os tomadores de decisão quanto a alocação de capital em investimentos no mercado acionário (TORRES, 2013).

Embora abordagens como cluster e MCDA/M sejam usadas separadamente no contexto supracitado, não foi encontrado na literatura estudos que realizassem a aplicação de um método multicritério com uma abordagem de cluster associando a preferência do decisor em investimentos em ações, sendo este o objetivo da pesquisa. Esta aplicação pode vir a auxiliar o decisor quanto a aplicação de capital de forma mais assertiva, visto que o cenário atual está propício para o investimento em ações. Além disso, a pesquisa justifica-se também pela contribuição para o avanço da ciência com a realização da pesquisa no setor bancário.

1.2 Impacto e Relevância Social Econômica

Segundo a bolsa de valores brasileira B3 (2020b), o número de investidores brasileiros em 2020 aumentou 92%. Dentre os motivos que podem explicar esse aumento pode-se citar pela taxa básica de juros, Selic, ter atingido o menor patamar da história, tornando o investimento em renda fixa menos desejado, pois as taxas de retorno diminuíram. Dado isso, o investimento em renda variável se mostrou mais interessante. A B3 ainda complementa que a democratização do acesso a informação junto com a educação financeira e influenciadores digitais facilitam a disseminação e o funcionamento do mercado de capitais, isto é, a transformação digital trazida pelo avanço da tecnologia e o maior acesso à informação foram cruciais para que o mercado de investimentos se desenvolvesse muito nos últimos anos no Brasil.

Diante o aumento e interesse dos investidores brasileiros e estrangeiros ao realizar o investimento no mercado de capitais, a utilização de ferramentas analíticas pode auxiliar no processo de alocação de capital de forma mais assertiva. Segundo a ANBIMA (2019), ao decidir investir sua poupança em capital produtivo, os investidores giram a engrenagem em busca de alocação mais eficiente e menor custo. Isso eleva a liquidez da economia e os prazos dos investimentos. Para fazer essa alocação, é necessário o

aprimoramento da governança corporativa e o compartilhamento de informação por parte das empresas que captam os recursos, o que induz a mais disciplina e transparência, com consequentes impactos na produtividade e no retorno sobre o investimento.

Tanto as grandes companhias como as pequenas e médias empresas se beneficiam de um mercado de capitais mais desenvolvido, pois conseguem acesso maior e mais barato a recursos para financiar os investimentos. O governo, ao promover a estabilidade econômica e o ambiente jurídico e institucional do sistema, incentiva o mercado de capitais e se beneficia da maior arrecadação de impostos. Adicionalmente, a máquina pública ganha eficiência fiscal, já que o custo da dívida do Estado é reduzido. O movimento leva a um consequente alívio para o setor público, que pode direcionar os recursos – já tão escassos – para atividades de maior impacto social, como saúde, educação e segurança (ANBIMA, 2019).

Diante o cenário, a realização de investimento no mercado de capitais gera benefícios a diversos âmbitos da sociedade, gerando crescimento econômico, maior arrecadação por parte do setor público e acesso a alternativas de investimentos para as empresas. Neste contexto, a presente pesquisa, através da aplicação de um método MCDA no mercado de ações brasileiro, apresenta importância científica e social.

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo principal deste trabalho é aplicar um método de apoio à decisão em investimentos em ações no setor bancário sob a perspectiva de clusterização ordenada, considerando aspectos subjetivos e indicadores fundamentalistas, almejando a obtenção de um retorno positivo do investimento.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para a consolidação do objetivo geral do trabalho, destacam-se os seguintes objetivos específicos:

- Analisar o desenvolvimento de estudos em investimentos de ações no setor bancário com a utilização de MCDA/M ou análise de clusters;
- Realizar o levantamento dos indicadores fundamentalistas mais utilizados para análise de investimentos em bancos;
- Propor uma abordagem para realização de pesquisa em investimentos de ações utilizando um método multicritério com clusterização ordenada;

- Avaliar o comportamento dos clusters ordenados obtidos para diferentes partições K de clusters;
- Propor um comparativo entre o método utilizado e o algoritmo de clusterização *k-means*.

1.3 Estrutura do Trabalho

Esta dissertação está estruturada em sete capítulos, conforme a seguir.

- Capítulo 1: apresenta os aspectos introdutórios da pesquisa, inicialmente com a introdução, de forma a contextualizar o assunto, seguido da justificativa e relevância do trabalho, além da descrição dos objetivos gerais e específicos que se deseja alcançar;
- Capítulo 2: apresenta a fundamentação teórica da pesquisa. O capítulo está subdividido em tópicos que tratam do sistema financeiro nacional, ações, setor bancário, análise de decisão multicritério, cluster e *multicriteria clustering*. Os tópicos foram elaborados com base na literatura disponível de modo que forneça uma boa base conceitual;
- Capítulo 3: este capítulo dispõe de uma revisão sistemática da literatura sobre a utilização de métodos multicritério e clusters na análise de investimentos em ações, no qual faz-se uma análise sobre a perspectiva científica das produções;
- Capítulo 4: trata-se da apresentação da metodologia utilizada na dissertação. Define-se também a caracterização que melhor consolida a sua estrutura assim como o delineamento da pesquisa, de forma que possibilite o entendimento da realização da pesquisa;
- Capítulo 5 e 6: nestes capítulos são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação do método no setor bancário, assim como, é realizada uma comparação entre os resultados entre este e dos resultados obtidos por meio da aplicação do algoritmo de clusterização *k-means*.
- Capítulo 7: trata-se da apresentação das considerações finais deste estudo, expondo as contribuições e limitações encontradas, assim como sugestões para trabalhos futuros.

Por fim, são apresentadas as referências utilizadas que embasam o trabalho, tal como apêndice e anexo.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

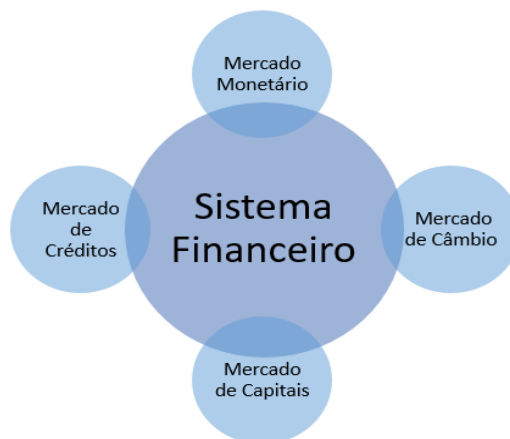
Neste capítulo é apresentado a base teórica utilizada, de forma a proporcionar uma visão estruturada do contexto em que análise de investimentos em ações no setor bancário está inserida, destacando a utilização de método MCDA/M ou análise de cluster como auxílio.

2.1 Sistema Financeiro

O sistema financeiro de um país é definido como um conjunto de instituições, instrumentos e mercados agrupados de forma harmônica (PINHEIRO, 2008). O Sistema Financeiro Nacional (SFN) é composto por um conjunto de instituições financeiras públicas e privadas e seu órgão normativo é o Conselho Monetário Nacional (CMN). Por meio do SFN, viabiliza-se a relação entre agentes carentes de recursos para investimentos e agentes capazes de gerar poupança e, conseqüentemente em condições de gerar o crescimento da economia (ASSAF NETO, 2018).

Pesente (2019) ressalta que este sistema é parte integrante e importante de qualquer sociedade econômica moderna. O sistema está segmentado em quatro grandes mercados, como observado na Figura 1. O mercado monetário corresponde a ações de curto prazo em títulos públicos, o mercado de créditos corresponde às operações de empréstimos concedidos por instituições financeiras, o mercado de câmbio corresponde transações de compra e venda de moeda estrangeira e o mercado de capitais corresponde às negociações envolvendo títulos de dívidas e de propriedade emitidos por empresas. Este estudo está inserido neste último mercado e será explanado no tópico a seguir.

Figura 1- Segmentação do sistema financeiro



Fonte: Pesente (2019)

2.1.1 Mercado de Capitais

O mercado de capitais assume um papel dos mais relevantes no processo de desenvolvimento econômico. É grande minucioso de recursos permanentes para a economia, em virtude da ligação que efetua entre os que têm capacidade de poupança, ou seja, os investidores, e aqueles carentes de recursos de longo prazo, ou seja, que apresentam déficit de investimento (ASSAF NETO, 2018). É conhecido como um sistema de entidades e regras que incluem instituições, leis, normas, procedimentos e tecnologia, para que sejam negociados documentos que representem investimentos em dinheiro ou bens que podem ser avaliados monetariamente, através de uma aquisição pública e, como consequência, forneça o recurso que irá financiar os projetos dos tomadores desse recurso (SINATORA, 2016).

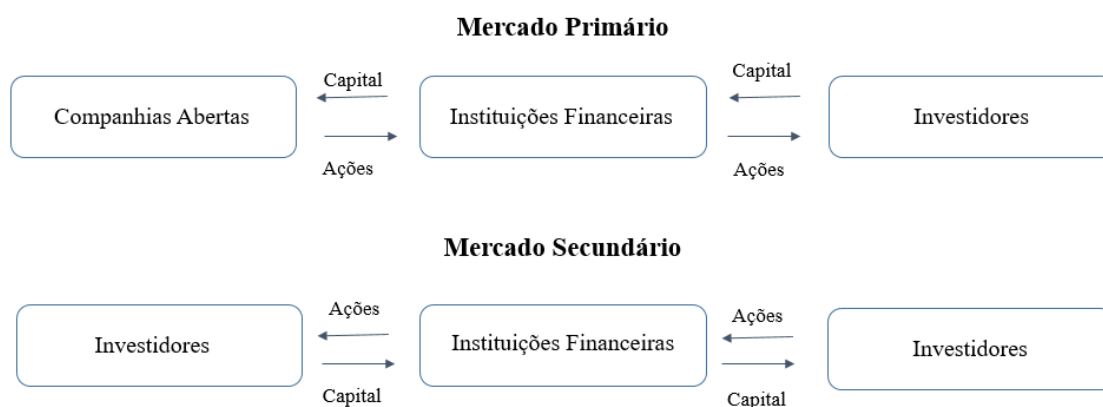
Quando analisadas as relações existentes entre esse mercado e a economia, o mercado de capitais é uma fonte de financiamento para as empresas. Por vezes quando uma empresa precisa fortalecer sua base de capital próprio, nem sempre os principais acionistas são capazes de subscrever as ações de uma nova emissão, sendo preciso que mais gente se associe a aquela empresa. Dessa forma, a abertura de capital é uma fonte alternativa para obtenção de recursos para as empresas, apresentando grandes vantagens sobre os recursos ofertados pelas instituições financeiras. O mercado de capitais constitui possibilidades importantes para realização de investimentos com riscos diluídos e representam uma das maiores fontes de desenvolvimento econômico. Este mercado é fundamental para o crescimento econômico, pois aumenta as alternativas de financiamento para as empresas, reduz o custo global de financiamentos, diversifica e distribui entre os aplicadores e democratiza o acesso ao capital (PINHEIRO, 2008).

A Comissão de Valores Mobiliários (CVM) é responsável por regular e definir os participantes do mercado de capitais. Fazem parte deste as companhias de capital aberto, que são as empresas que tem o capital social representado em ações e distribuídos em oferta pública, os intermediários que relacionam os aplicadores e captadores de recursos financeiros. Os administradores de mercado junto aos intermediários e dos analistas de mercado dos valores mobiliários também fazem parte do mercado. Além dos investidores, pessoas jurídicas, nacionais ou estrangeiras, que possuem poupança e demandam por títulos e valores mobiliários com a intenção de ganhos futuros. Todos juntos formam um grande mercado cuja intenção é ser economicamente eficiente (SINATORA, 2016).

A estrutura do mercado de capitais, dividida em primário e secundário, envolve o momento da negociação do título no mercado. O lançamento de um novo ativo financeiro

ocorre no mercado primário, onde é realizada a canalização direta de recursos monetários superavitários, para o financiamento das empresas por meio da colocação (venda) inicial das ações emitidas. No mercado secundário, são estabelecidas as renegociações entre os agentes econômicos das ações adquiridas no mercado primário. Os valores monetários das negociações realizadas nesse mercado não são transferidos para o financiamento das empresas, sendo identificados como simples transferências entre investidores, resultando em liquidez ao mercado primário (ASSAF NETO, 2008). Segundo a CVM as ações e títulos que já foram negociados através do mercado primário passam a ser negociadas sem o envolvimento do emissor, sendo o objetivo agora a busca pela lucratividade e a liquidez das ações ou títulos para os detentores. Na Figura 2, estão apresentadas as negociações realizadas nestes mercados.

Figura 2 - Negociações nos mercados primário e secundário de ações ou títulos



Fonte: A Autora (2021)

Nota: Adaptado de Daibert (2016)

Segundo Pinheiro (2008), a diferença básica entre os mercados primário e secundário é que, enquanto no primeiro caracteriza-se pelo encaixe de recursos da empresa, o segundo apresenta a transação entre compradores e vendedores de ações, não ocorrendo assim alteração financeira na empresa. Promovendo a troca de titularidade e o giro no mercado (DAIBERT, 2016).

2.1.2 Renda Fixa e Renda Variável

Os ativos financeiros são classificados de algumas formas, a mais habitual delas é a diferenciação destes em ativos de renda fixa e de renda variável. Os ativos de renda fixa envolvem uma programação determinada de pagamentos. Nesses ativos, os investidores conhecem antecipadamente os fluxos monetários que irão receber. A aquisição de títulos

de renda fixa é um tipo de investimentos em títulos emitidos pelo governo ou por uma empresa, com direito a recebimento de juros. Em contrapartida, os ativos de renda variável são aqueles em que não há um conhecimento prévio dos rendimentos futuros e o valor de resgate pode assumir valores superiores, iguais ou inferiores ao valor aplicado (PINHEIRO, 2008). As ações são os produtos de renda variável mais popularmente conhecido pelos investidores no mercado de capitais. Com relação ao risco envolvido, os ativos de renda variável apresentam um maior risco quando comparados aos de renda fixa.

O investidor pode optar por alocar recursos tanto em ambos os tipos de renda quanto em apenas uma delas, dependendo do seu tipo de perfil de investidor e das estratégias estabelecidas. O perfil do investidor é determinado por meio de questionários elaborados por instituições financeiras, definidos como Análise do Perfil do Investidor (API) comumente conhecido como *suitability*, com este é possível determinar qual tipo de investimento é ideal para o perfil identificado. Diniz (2013) afirma que as dimensões que são utilizadas para medir a propensão ao risco ao investir são: situação financeira atual do investidor, o objetivo do investimento, o horizonte de tempo em que espera ter retorno de investimento e experiência prévia com investimentos em mercado de risco. Os perfis são comumente divididos em: conservador, moderado e agressivo. O Quadro 1 apresenta algumas características destes perfis.

Quadro 1- Tipos de perfis dos investidores

Perfil	Descrição
Conservador	Opta por acumular pequenos rendimentos a enfrentar o risco de perda de seu patrimônio. Tem pouca tolerância ao risco e o receio das quedas bruscas da bolsa de valores o faz optar pela segurança e investir em empresas sólidas e com bons resultados. Expectativa de retorno: longo e médio prazo.
Moderado	Revela-se mais propenso ao risco. Embora concentre o maior volume de seus investimentos em carteiras conservadoras, admite perda até certo limite, desde que seu patrimônio esteja assegurado. Expectativa de retorno: longo e médio prazo.
Agressivo	Prefere aplicar seus recursos em ações de empresas que oferecem maior probabilidade de retorno para aumentar o seu patrimônio. Possui preparo técnico e emocional para acompanhar as oscilações do mercado, projeta acumular ganhos expressivos que superem a média do mercado. Expectativa de retorno: curto prazo.

Fonte: Diniz (2013)

2.1.3 Ações

As ações constituem a menor parcela (fração) do capital social de uma sociedade anônima. São valores caracteristicamente negociáveis e distribuídos aos subscritores (acionistas) de acordo com a participação monetária efetivada (ASSAF NETO, 2018). O acionista é, portanto, proprietário de uma parcela da empresa, correspondente ao número de ações que possui (PINHEIRO 2008). Uma ação não tem prazo de resgate, ao contrário de alguns ativos da renda fixa, sendo convertida em dinheiro a qualquer momento mediante negociação do mercado. O investidor pode, sempre que desejar, alterar sua participação acionária, desfazendo-se de títulos possuídos ou mesmo vendendo as ações de uma empresa e adquirindo de outras (ASSAF NETO, 2008).

Ainda segundo o autor, as sociedades anônimas emitentes de ações podem ser de dois tipos: abertas ou fechadas. Uma companhia aberta é aberta quando tem suas ações distribuídas entre um número mínimo de acionistas, podendo ser negociadas na bolsa de valores. Essas sociedades devem ser registradas pela CVM e fornecem ao mercado, de forma periódica, uma série de informações de caráter econômico, social e financeiro. As companhias de capital fechado, são tipicamente empresas familiares, com circulação de ações restritas a um grupo identificado de investidores.

A legislação brasileira, por meio da Lei nº 6.404/1976, prevê uma série de direitos aos acionistas, o primeiro deles é quanto à participação nos lucros da empresa que adquiriu ações, com a distribuição de dividendos. Outro direito é referente ao acesso às informações da empresa que podem afetar o interesse dos atuais ou futuros acionistas. Pois, as decisões tomadas ou qualquer outro fato que possa afetar o preço ou o futuro das ações devem ser informadas, além do acionista possuir o direito de subscrição de novas ações (SINATORA, 2016). Assaf Neto (2018) ainda destaca algumas vantagens que os investidores têm na aquisição de ações:

- Bonificação: trata da distribuição gratuita aos acionistas de novas ações emitidas em função do aumento de capital;
- Valorização das ações: possibilita ganhos a depender do preço de compra, da quantidade de ações emitidas, da conjuntura do mercado e do desempenho econômico da empresa;
- Juros sobre o capital próprio: foi introduzido no Brasil como uma forma adicional de remuneração aos acionistas de uma companhia, porém, seu pagamento é facultativo.

2.1.4 Tipos de Análise de Ações

Dado o conhecimento sobre as ações, existem alguns tipos de análises de investimentos que podem auxiliar o decisor na avaliação das informações dispostas e na tomada de decisão, são elas a análise técnica e a análise fundamentalista. Cristie e Isidore (2018) afirmam que as duas análises são as duas maiores ferramentas de tomada de decisão utilizada nos mercados de ações. Estas serão apresentados nos próximos tópicos.

2.1.4.1 Análise Técnica

Segundo Lemos (2015), a análise técnica, ou análise gráfica, é a interpretação da ação do mercado para antecipar os movimentos futuros dos preços. Para isso, ela se baseia nas informações passadas dos ativos financeiros, como preço e volume, para gerar indicadores sobre o comportamento futuro do ativo por meio de técnicas de inferência como: (I) Análise Computadorizada, que tenta encontrar pontos claros de compra e venda baseados em observações estatísticas, como Índice de Força Relativa (IFR), Médias Móveis, Osciladores, Estocástico etc.; e (II) Análise Gráfica, que está relacionada com a interpretação de algumas configurações típicas de alta ou de baixa no movimento dos preços, pode-se destacar dentre esses os Canais, Ombro-Cabeça-Ombro e Padrões de Candlestick (BOAINAIM, 2008).

Para essa análise, não são relevantes as informações sobre lucros, dividendos, participação no mercado, grau de endividamento ou liquidez da empresa. O que importa são os fatores de procura e oferta internos ao mercado, sendo crucial entender a “psicologia” do mercado. Isso porque o mercado é “arbitrado”, ou seja, o impacto dos fatores externos já está embutido nos preços (PINHEIRO, 2019).

Existem três premissas principais que funcionam como pilares sobre os quais a análise técnica está fundamentada: A ação do mercado desconta tudo, os preços das ações movem-se em tendência e o futuro reflete o passado (LEMOS, 2019). Segundo Pinheiro (2008), essa análise surgiu no âmbito profissional, e geralmente é procurada por investidores que desejam ter um retorno em curto prazo, por meio da identificação de oscilações no preço das ações para auferir ganhos de capital, como por exemplo, na venda das ações por um preço superior ao que foi comprado, onde o usuário se caracteriza como um especulador. A análise técnica apresenta uma facilidade de aprendizagem, por parte dos investidores, o que é evidenciado pelo grande volume de cursos, livros e materiais que são disponibilizados para estudo.

2.1.4.2 *Análise Fundamentalista*

Segundo Thomsett (2006), a análise fundamentalista constitui-se de uma ferramenta essencial para observação de informações financeiras básicas de uma empresa, tendo como finalidade projetar futuros investimentos avaliando os possíveis fatores que possam influenciar o valor de mercado das ações. A análise compreende o estudo da solidez financeira de uma empresa com base no potencial do setor que a empresa está inserida, dados históricos, gestão e perspectiva de crescimento. A ideia principal por trás da análise fundamentalista é a de que o valor real de uma empresa está relacionado às suas características financeiras, ou seja, suas previsões de crescimento, risco e fluxos de caixa. Quando o preço de mercado da ação diverge do valor real, há indícios de que a mesma pode estar subavaliada ou superavaliada (ARAÚJO JÚNIOR, 2009).

O principal objetivo da análise fundamentalista é identificar títulos mal precificados, utilizando-se de informações divulgadas nos demonstrativos financeiros atuais e passados das instituições, bem como de dados setoriais e macroeconômicos. A diferença observada entre o valor atual e o valor intrínseco da empresa é um indicativo das recompensas esperadas para um investimento seguro (KOTHARI, 2001). Pinheiro (2008) complementa que este tipo de análise considera variáveis internas e externas à empresa, as quais exerceram influências sobre seu desempenho e, em consequência, sobre o valor intrínseco das ações. Os principais subsídios desse critério de análise são os demonstrativos financeiros da empresa e os diversos dados referentes ao setor econômico da atividade, mercado acionário e conjuntura econômica.

A análise fundamentalista se baseia no uso dos indicadores, estes são calculados por meio de relatórios financeiros, como por exemplo, o Demonstrativo de Resultado do Exercício (DRE) e o Balanço Patrimonial (BP), esses relatórios são emitidos pelas empresas de capital aberto. A DRE fornece um resumo financeiro dos resultados operacionais da empresa durante um determinado período. Já o balanço patrimonial é uma descrição resumida da posição financeira da empresa em uma certa data. Essa demonstração equilibra os ativos da empresa contra seu financiamento, que pode ser capital de terceiros ou capital próprio (GITMAN, 2010).

Matarazzo (2010) afirma que os indicadores trazidos pelas companhias para o mercado e seus acionistas, refletem de forma clara e sucinta a saúde financeira das companhias. A análise por meio dos indicadores financeiros ainda é o meio mais utilizado para estudo da situação contábil e financeira na qual a empresa se encontra. Através dela

é possível a busca do equilíbrio para a construção da carteira de investimentos do investidor, e desse modo melhor gerenciar os seus riscos e perdas futuras (ASSAF NETO, 2017). Este tipo de análise se tornou popular nos últimos anos e pode-se observar a sua utilização em estudos tanto nacionais quanto internacionais. Pesquisas realizadas evidenciam a obtenção de retorno das ações, em diversos setores da bolsa, com a utilização de indicadores fundamentalistas (MODRO E SANTOS, 2015; NG E CHEN 2016; FREITAS et al., 2017; GODOI et al., 2019; TETTEH, et. al., 2019).

A decisão de qual tipo de análise utilizar fica a cargo do investidor, podendo ser utilizadas isoladamente ou simultaneamente. A análise fundamentalista serve para escolher as ações nas quais serão investidos os recursos, enquanto a análise técnica serve para determinar o momento mais favorável para o investimento. Quando feitas comparações entre as duas análises, a análise fundamentalista é preferível, uma vez que fornece uma base mais confiável com base nos fundamentos (demonstrações contábeis) da empresa (PINHEIRO, 2016), portanto, neste estudo optou-se por utilizar a análise fundamentalista.

2.2 Setor Bancário

Um tipo importante de instituição financeira é a instituição bancária, esta aceita fundos das unidades superavitárias e os concede em crédito às deficitárias mediante empréstimos e compra de títulos. Dentro do SFN, essas instituições são organizadas como: banco comercial, caixas econômicas, caixa econômica federal, cooperativa de crédito e bancos múltiplos. O foco deste estudo está nos bancos múltiplos, estes surgiram como reflexo da evolução dos bancos comerciais e crescimento do mercado. São os bancos com licença para fornecer uma ampla gama de serviços bancários comerciais, operações de câmbio, de investimento, de financiamento ao consumidor et al. serviços, inclusive gerenciamento de fundos e financiamento de imóveis (ASSAF NETO, 2008; PINHEIRO; 2008).

Os autores afirmam ainda que a demanda pelos bancos múltiplos apresentou vertiginoso crescimento e os bancos trataram de torná-los mais eficientes e lucrativos, passando a se constituírem em atividades operacionais rotineiras. O mercado, como um todo, foi beneficiado, principalmente os agentes institucionais. A representatividade dos bancos múltiplos no setor financeiro pode ser evidenciada pela quantidade de admissões realizadas, no ano de 2019 estes foram responsáveis por empregar cerca de 88,9% de todo o setor (DIEESE, 2019).

Em um nível microeconômico, o banco múltiplo é tratado como uma entidade econômica com finalidades lucrativas, tendo como produto a moeda adquirida por meio de operações e captações financeiras, assim o objetivo principal da instituição é maximizar sua riqueza dentro de um ambiente conjuntural e regulatório que lhe é imposto. Nesse cenário, as instituições tomam recursos do mercado, a determinada taxa de juros, e os aplicam a uma taxa maior. O diferencial da taxa (taxa de aplicação menos taxa de captação), denominado *spread*, deve permitir que a instituição cubra vários dispêndios e produza um resultado final que remunere adequadamente o capital investido (ASSAF NETO, 2018).

O setor bancário exerce um papel essencial dentro da economia, sendo um dos principais agentes financiadores de negócios e transações, podendo ser considerado como um dos maiores contribuintes da riqueza de um país, uma vez que, um bom desempenho bancário pode refletir em um bom desempenho econômico (NUNES et al., 2013). Nos últimos 20 anos o setor bancário brasileiro passou por uma profunda transformação, se adaptando consistentemente pós-implantação do Plano Real e ao Sistema Brasileiro de Pagamentos, com o desenvolvimento de novos produtos e serviços, novas regras de regulação e *compliance*, tecnologia bancária e também ao forte movimento de consolidação (GODOI et al., 2016). Segundo Barbosa (2018), os bancos possuem um papel único e sistemático na engrenagem de vários outros setores, são instituições extremamente reguladas, possuem o monopólio de crédito e seus riscos associados, são os maiores custodiantes de depósitos à vista e a prazo devido, cujos os consumidores demonstram uma grande fidelização a sua instituição bancária e representam e controlam as maiores redes de pagamento.

O setor financeiro tem bastante representatividade dentro do mercado de capitais, apresentando cerca de 36,4% do índice Ibovespa, a maior porcentagem deste. Dentro do setor financeiro na B3, serviços como previdência e securitização, previdência e seguros, serviços financeiros e intermediadores financeiros estão incluídos, porém algumas destas instituições estão vinculadas aos bancos de modo a oferecer uma maior gama de serviços ao cliente e obter redução de custos, evidenciando a dimensão das atividades que são desenvolvidas pelos bancos. Entre os anos de 2015 e 2019, os bancos obtiveram um crescimento significativo, o que pode ser evidenciado pelo aumento no patrimônio líquido e no lucro líquido, com um aumento de 28,1% e 82%, respectivamente. No mesmo período, também foi observado uma diminuição no número de agências, resultado da digitalização dos bancos nos seus serviços. O setor vem se

preparando para esse novo cenário através dos investimentos em tecnologia, onde nos últimos anos obteve um crescimento de cerca de 32,2% (FEBRABAN, 2019).

Embora estudos, nacionais e internacionais, venham sendo realizados utilizando a análise fundamentalista para auxiliar na análise de investimento em ações, o setor financeiro não é visto com frequência nestas. A ausência de estudos no tema pode ser explicada pela particularidade do setor e a necessidade de uma análise mais aprofundada, a exemplos dos indicadores específicos que são utilizados.

Devido a um grande volume de dinheiro negociado diariamente nas bolsas de valores, foram despertados interesses para estudar e conhecer melhor este mercado, resultando na aplicação de diversas metodologias como aprendizado de máquina, inteligência computacional, regressão, análise temporal entre outras (NTI; ADEKOYA; WEYORI, 2019). Neste contexto, alguns estudos realizados no setor bancário serão apresentados a seguir.

Mohanran et al. (2017) investigaram a eficácia da análise fundamentalista para seleção de ações de bancos nos EUA. O estudo analisou um período de 20 anos, de 1994 a 2014. Foi construído um índice (BSCORE) com base em 14 indicadores específicos para análise em bancos. Como resultado, foi encontrado uma associação positiva entre o índice e a rentabilidade futura e retorno das ações. O estudo demonstrou que existem algumas informações valiosas relacionadas a lucratividade, risco e crescimento que podem ser encontrados em relatórios financeiros, estes podem fornecer informações importantes sobre a saúde dos bancos além do ROE, comumente utilizado na literatura.

Godoi et al. (2019) analisaram a contribuição dos indicadores fundamentalistas e de aspectos macroeconômicos para a rentabilidade dos quatro maiores bancos de capital aberto listados na B3 no período de 2007 a 2017, para chegar a esta análise, foram realizados testes de regressão múltipla, análise de correlações e análises de estatística descritiva. Os resultados mostraram indícios de que a rentabilidade bancária, mensurada com base no ROE sofre a influência de aspectos relacionados ao risco de crédito, *spread* bancário, operações de crédito, nível de depósitos, grau de imobilização, custo operacional, encaixe voluntário, atividade econômica e taxa básica de juros. O endividamento geral foi um indicador com aspecto determinante e significância estatística para a rentabilidade dos bancos.

Modro e Santos (2015) analisaram a relevância que os indicadores fundamentalistas podem ter na explicação do retorno das ações dos três principais bancos brasileiros de capital aberto, no período de 2001 a 2010. Utilizando análise de correlação e regressão

múltipla o estudo indicou o indicador P/L como a variável mais relevante em relação ao comportamento dos bancos. Também houveram outras variáveis que apresentaram relevante poder explicativo, como os índices de eficiência operacional e empréstimos/depósitos e a inflação.

Sabe-se que no nível de tomada de decisão nas finanças, as decisões requerem a consideração de vários fatores, variáveis e critérios, em um estrutura que precisa ser flexível e personalizável para os requisitos de um situação particular. Neste processo, múltiplas perspectivas, objetivos e decisões critérios estão envolvidos. A modelagem financeira é frequentemente baseada na suposição de que as decisões financeiras são orientadas por um objetivo de maximização de riqueza, mas este único objetivo muitas vezes não é bem definido, exigindo uma descrição mais ampla através múltiplos subobjetivos. O método multicritério de apoio a decisão é bem adequado neste contexto fornecendo uma ampla gama de ferramentas metodológicas analíticas para auxílio à decisão sob vários critérios conflitantes e é particularmente adequado para apoio em decisões financeiras (DOUMPOS e ZOPOUNIDIS, 2014).

2.3 Análise de Decisão Multicritério

Um problema de decisão multicritério consiste numa situação, em que há pelo ao menos duas alternativas de ação para se escolher, e essa escolha é conduzida pelo desejo de atender a múltiplos objetivos, muitas vezes conflitantes entre si. (DE ALMEIDA, 2013). Doumpos e Zopounidis (2014) complementam que cada objetivo é representado por uma variável, em que seu desempenho para uma determinada alternativa pode ser avaliado. Essa variável pode ser chamada de critério ou atributo, dependendo do método multicritério utilizado. Quando vários critérios de decisão estão envolvidos, pode não haver uma decisão, pois diferentes metas e objetivos levam à formulação de diferentes recomendações. Dessa forma, a análise de decisão multicritério tem como objetivo fornecer auxílio à decisão em casos complexos e problemas mal estruturados, de acordo com as preferências e julgamentos dos tomadores de decisão, incorporando as preferências do decisor em um modelo de decisão multicritério de modo a apoiar a escolha da alternativa, analisando os múltiplos critérios simultaneamente. O modelo de decisão multicritério citado corresponde a uma representação formal e simplificada do problema enfrentado com um suporte do método multicritério de apoio a decisão (DE ALMEIDA et al., 2015).

Um dos principais objetivos dessa abordagem é ajudar os tomadores de decisão a organizar e sintetizar as informações de forma que os leve a se sentirem confortáveis, capazes e confiantes para tomarem uma decisão, minimizando o potencial de arrependimento pós-decisão, apresentando satisfação com todos os critérios ou fatores levados em consideração. Dentro do contexto de MCDA/M não existe a “resposta certa” dentre as alternativas, mas sim o auxílio para a tomada de decisão visando a integração da medição subjetiva junto ao julgamento de valor e a integração e gerenciamento da subjetividade. Alguns benefícios da utilização do MCDA/M podem ser citados, como a facilitação da aprendizagem e compreensão dos tomadores de decisão sobre o problema enfrentado, sobre as suas próprias prioridades, valores e objetivos organizacionais e de outras partes e, explorando-os no contexto do problema, para orientá-los na identificação de um curso de ação (BELTON; STEWART, 2002).

No problema de decisão multicritério tem-se um conjunto de alternativas, no qual o decisor deseja efetuar uma comparação e ter uma posição sobre elas. Para ter uma posição sobre o conjunto de alternativas, o decisor refere-se a uma avaliação de acordo com uma das problemáticas (DE ALMEIDA, 2013). Zanghelin et al. (2017) apontam que todos os métodos multicritérios compartilham a ideia da avaliação sistematizada pela decomposição do julgamento geral da alternativa em múltiplos critérios, porém, existem vários tipos de técnicas, cada uma associada a estrutura do problemática de decisão. Roy (1996) e Belton e Stewart (2002) classificam as problemáticas em:

- Problemática de Escolha ($P.\alpha$) – Essa problemática consiste na escolha de uma ação dentro de um subconjunto de ações. Esse subconjunto compreende as ações ótimas ou satisfatórias.
- Problemática de Classificação ($P.\beta$) – Essa problemática aloca as ações em classes previamente definidas a partir de normas aplicáveis ao conjunto de ações.
- Problemática de Ordenação ($P.\gamma$) – Essa problemática faz a ordenação das ações, podendo ser completas ou parciais de acordo com as preferências.
- Problemática de Descrição ($P.\delta$) – Essa problemática apoia o decisor através da descrição das ações e suas consequências.
- Problemática de Portfólio – Essa problemática objetiva escolher um subconjunto de ações dentro de um conjunto maior de possibilidades, levando em consideração não apenas as características das alternativas individuais, mas também a maneira como elas interagem.

Segundo De Almeida (2013) um dos elementos básicos em decisão multicritério é o sistema de preferências, pois este considera a estrutura de preferências do decisor. Através da modelagem de preferências pode-se representar a estrutura de preferências do decisor em relação as consequências na análise do problema de decisão. Neste contexto, as relações binárias são utilizadas para estabelecer um conjunto de pares ordenados. Estas relações são comumente denominadas de relações de preferências e estão descritas no Quadro 2.

Quadro 2 - Relações de Preferências

Relação	Descrição
Indiferença	Corresponde à existência de razões claras para o decisor, que justificam a equivalência entre dois elementos.
Preferência Estrita	Corresponde à existência de razões claras para o decisor, que justificam a preferência significativa em favor de um dos dois elementos.
Preferência Fraca	Corresponde à existência de razões claras para o decisor, que invalidam a preferência estrita em favor de um dos dois elementos, mas essas razões são insuficientes para distinguir, seja uma preferência estrita em favor do outro, seja uma indiferença entre esses dois elementos.
Incomparabilidade	Corresponde à ausência de razões claras para o decisor, que justificam quaisquer das três situações precedentes.
Não Preferência	Corresponde à ausência de situações claras para o decisor, para justificar a preferência estrita ou preferência fraca em favor de um dos elementos. Consiste numa situação de indiferença ou incomparabilidade, sem que seja capaz de diferenciar.
Presunção de Preferência	Corresponde à existência de razões claras para o decisor, que justificam a preferência fraca, sem se preocupar o quão fraca, em favor de um dos dois elementos.
Sobreclassificação	Corresponde à existência de razões claras para o decisor, que justifiquem a preferência estrita ou presunção de preferência em favor de um dos dois elementos.

Fonte: De Almeida (2013)

Um fator importante levado em consideração nos métodos multicritérios é a elicitação das constantes de escala ou pesos dos critérios. A definição dos pesos dos critérios pode ser efetuada de forma direta, junto ao decisor, ou por metodologias de elicitação de preferências. Contudo, a definição exata dos valores para os pesos pode se tornar uma tarefa difícil para o decisor, devido a flexibilidade de inserir o número de critérios e alternativas que melhor represente o cenário de decisão, evidenciando a complexidade do contexto (EDWARDS, 1977; CLEMENTE, DE ALMEIDA; DE ALMEIDA FILHO, 2015). De Almeida et al. (2015) levantam que a questão da elicitação pode ter um grande impacto sobre quão bem as alternativas de decisão são diferenciadas.

Para a geração de pesos no presente trabalho, optou-se por utilizar o método FAHP (*Fuzzy Analytic Hierarchy Process*), este método é uma variação do AHP (*Analytic*

Hierarchy Process) proposto por Saaty (1980). Em vez de usar números inteiros para realizar a comparação par a par de critérios, o método FAHP emprega números *fuzzy* para essa finalidade. Alguns autores declaram essa abordagem mais apropriada, pois as comparações pareadas são *fuzzy* por natureza (CHAN; KWONG; DYLAN, 2012). O FAHP considera a possibilidade do decisor não ter informações completas e admite que os julgamentos são imprecisos (LINHARES, GUSSEN & RIBAS, 2012), além disto, o método permite o decisor elicitare suas preferências por meio de termos linguísticos. Estudos recentes utilizaram o FAHP para geração de pesos em problemas de decisão multicritério em diversas áreas, como engenharia do produto, empreendedorismo, seleção de fornecedores e energia elétrica (ULHOA; LIMA; OSIRO, 2016; BOUJELBEN, 2017; MARTINS, 2017; STEFANO; LAUX, 2019).

Os métodos MCDA/M podem ser classificados de diversas formas, uma delas está relacionada à compensação que pode existir entre os critérios no modelo de agregação, sendo os métodos classificados em compensatórios ou não compensatórios. Avaliados pela racionalidade de agregação, é analisado previamente se a compensação entre maus e bons desempenhos dos critérios será aceita ou recusada pelo decisor (DE ALMEIDA, 2013; GRECO; EHRGORTT; FIGUEIRA, 2016).

Há também a classificação dos métodos multicritério em três grupos principais, são eles: métodos de critério único de síntese, métodos de sobreclassificação e métodos interativos (ROY, 1996; VINCKE, 1992; PARDALOS et al., 1995). Os métodos de critério único de síntese, derivados da corrente de pensamento americana, são baseados em um processo de combinação analítica de todos os critérios, a fim de produzir uma avaliação global ou pontuação para todas as alternativas e, por esta razão, dizem que têm um único critério que sintetiza todos os critérios. Dentre os métodos inseridos nesse grupo, pode-se citar o AHP (SAATY, 1987), SMARTS (EDWARDS; BARRON, 1994) e Aditivo com veto (DE ALMEIDA, 2013a). O método MAUT também está inserido neste grupo, incorporando a questão do tratamento de problemas com múltiplos objetivos a teoria da utilidade (DE ALMEIDA et al., 2015). Os métodos de sobreclassificação, derivados da corrente francesa, têm como o principal objetivo a construção de relações binárias que representem as preferências do decisor com base na informação disponível entre critérios com a comparação par a par entre as alternativas, neste caso, não se obtém um score das alternativas mediante seu desempenho em cada critério (LÉGER & MARTEL, 2002). Deste grupo de métodos encontram-se o método *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) (TZENG; HUANG, 1981) e famílias

PROMETHEE (BRANS; VINCKE, 1985) e *Elimination Et Choix Traduisant la Réalité* (ELECTREE) (VINCKE, 1992) que apresentam algumas variações. Os métodos interativos podem ser associados a problemas discretos ou contínuos, embora na maioria dos casos esta classe de métodos inclua a Programação Linear Multiobjetivo (PLMO) (DE ALMEIDA et al., 2015).

Benzadiah et al. (2010) encontraram em sua revisão, que parte da utilização do método de sobreclassificação PROMETHEE tem grande aplicação na área de gestão empresarial e financeira, focando principalmente nos aspectos de gestão, medição de desempenho, gestão de portfólio, e análise de investimento. Nesse contexto, no estudo será aplicado um método estruturado baseado nos princípios do método multicritério PROMETHEE. O método será utilizado para a elicitación das preferências do decisor gerado pelo grau de sobreclassificação, o PROMETHEE será apresentado no tópico seguinte.

2.3.1 PROMETHEE

Os métodos multicritérios de sobreclassificação são caracterizados pela metodologia que define a superação entre o desempenho das alternativas. Esses métodos assumem a possibilidade de incomparabilidade na estrutura de preferência do decisor, usando a relação de sobreclassificação entre as alternativas, dentre os principais métodos destaca-se o PROMETHEE. O método PROMETHEE é amplamente utilizado para classificar um conjunto de alternativas com base em comparações par a par, onde para a realização dessas comparações tem-se um conjunto de alternativas $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ avaliado sob um conjunto de critérios $G = \{g_1, g_2, \dots, g_s\}$. A ideia fundamental dessa abordagem é a definição do grau de sobreclassificação $\pi(a_i, a_j)$ para cada par de alternativas a_i e a_j , refletindo a intensidade de preferência de a_i sobre a_j de acordo com todos os critérios (EDWARDS, 1977; CLEMENTE, DE ALMEIDA; DE ALMEIDA FILHO, 2015; BOUJELBEN, 2017). Dado por (2.1):

$$\pi(a_i, a_j) = \sum_{h=1}^s w_h \cdot P_h(a_i, a_j) \quad (2.1)$$

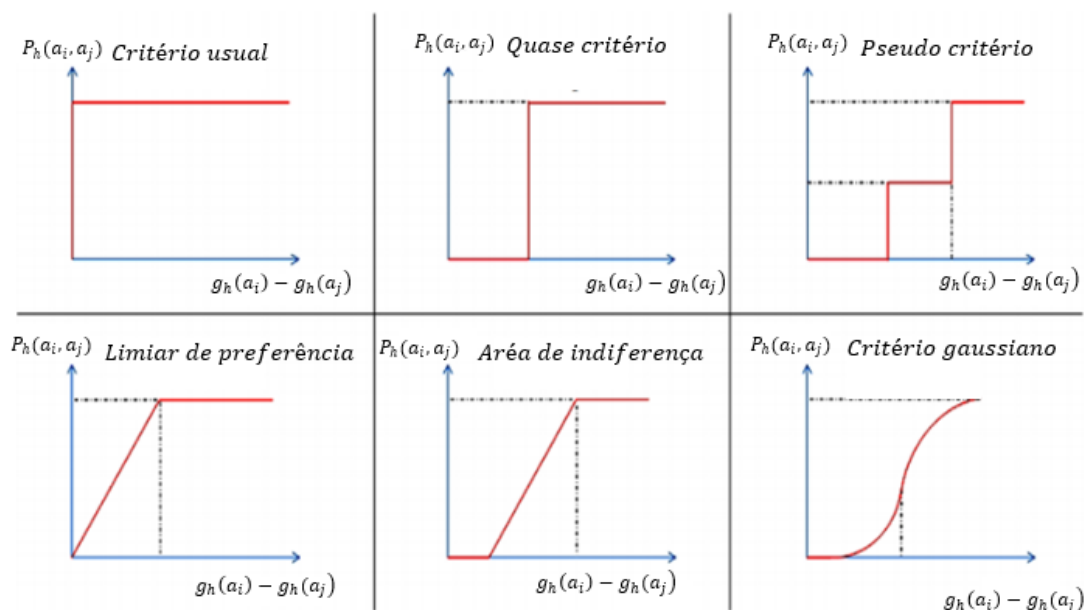
As propriedades apresentadas em (2.2) são válidas para todo $(a_j, a_i) \in A$:

$$\left\{ \begin{array}{l} \pi(a_i, a_i) = 0 \\ 0 \leq \pi(a_i, a_j) \leq 1 \\ 0 \leq \pi(a_j, a_i) \leq 1 \\ 0 \leq \pi(a_i, a_j) + \pi(a_j, a_i) \leq 1 \end{array} \right. \quad (2.2)$$

Onde w_h é o peso do critério g_h elicitado pelo decisor, dado por $w_h > 0$ e $\sum_{h=1}^s w_h = 1$. $P_h(a_i, a_j)$ é a função da diferença $g_h(a_i) - g_h(a_j)$ dos resultados das alternativas para o critério h , assumindo valores entre 0 e 1. No PROMETHEE há seis formas para a função de preferência $P_h(a_i, a_j)$: critério usual, quase critério, pseudo critério, limiar de preferência, área de indiferença e critério gaussiano. A Figura 3 ilustra as diferentes formas para esta função. Por exemplo, na forma básica para a função não há preferência nem indiferença para o critério h . Nesse caso, $P_h(a_i, a_j) = 1$, se $g_h(a_i) > g_h(a_j)$ e $P_h(a_i, a_j) = 0$ caso contrário. Dessa forma, o grau de sobreclassificação $\pi(a_i, a_j)$ terá em sua composição o peso de cada critério, para o qual a alternativa ' a_i ' tenha melhor desempenho que ' a_j '.

O decisor pode ainda representar limiares de preferência e de indiferença usando a forma mais adequada para cada critério. O limiar de indiferença, representado por q , é o maior valor para a diferença $[g_h(a_i) - g_h(a_j)]$, abaixo do qual existe uma indiferença. Já o limiar de preferência, representado por p , é o maior valor da diferença $[g_h(a_i) - g_h(a_j)]$ acima do qual existe uma preferência estrita. Esses critérios são gerais, usados para identificar a intensidade de preferência (DE ALMEIDA et al., 2015; GRECO; EHRGOTT; FIGUEIRA, 2016).

Figura 3- Funções de preferência do PROMETHEE



Fonte: A Autora (2021)

Nota: Adaptado de Boujelben (2017)

2.4 Clusters

A capacidade de extrair conhecimento útil de um conjunto de dados e agir com base nesse conhecimento está tornando-se cada vez mais importante no mundo competitivo. Nesse cenário, está a mineração de dados (*data mining*) definida como a busca por novas informações valiosas e não triviais em volumes de dados, em uma cooperação entre o esforço de humanos e o de computadores. Essa se mostra mais útil em um cenário de análise exploratória em que não há noções predeterminadas sobre o que constituirá um resultado “interessante”, podendo fazer uso de inteligência artificial, estatística, matemática e aprendizado de máquina (*machine learning*) para extração de informações úteis. Dentre algumas técnicas usadas na mineração de dados afim de obter informações importantes, encontram-se a regressão, classificação, sumarização, modelo de dependência e clusterização (TURBIN et al., 2005; KANTARDIZIC, 2020). No presente estudo utilizaremos a técnica de clusterização.

Han, Kamber e Pei (2012) definem a clusterização como o processo de particionar um conjunto de objetos de dados (ou observações) em subconjuntos. Cada subconjunto é um cluster, de modo que os objetos em um cluster são semelhantes entre si, mas diferentes de objetos em outros clusters. Todos os clusters são descritos com algumas características gerais, e as soluções finais diferem para diferentes algoritmos de clusterização. Com base nos resultados do processo de clusterização, cada nova amostra pode ser atribuída a um dos clusters usando sua similaridade com as características de cluster da amostra como critério (KANTARDIZIC, 2020). A clusterização é uma abordagem não supervisionada, onde é considerado dados de entrada não rotulados, ou seja, o cluster ao qual cada dado de entrada pertence não é conhecido a priori, o contrário ocorre em abordagens supervisionadas como é o exemplo da classificação, nesta as classes onde os objetos serão alocados são conhecidas a priori (CASTRO; FERRARI, 2016).

Esta abordagem tem sido amplamente utilizada em muitos campos, como inteligência artificial, tecnologia da informação, processamento de imagens, biologia, psicologia, marketing e outros. Devido à grande variedade de aplicações e requisitos diferentes, muitos algoritmos de clusters foram desenvolvidos (MEYER; OLTEANU, 2013).

Diante o cenário, Fahad et al. (2014) propôs uma categorização que se concentra nos detalhes técnicos dos procedimentos gerais de clusterização. Os métodos foram caracterizados em hierárquicos, por particionamento, baseados em densidade e baseado

em Grid. Seong e Nam (2020) reforçam que devido a abordagem de clusters ter atraído interesse da comunidade científica e empresarial, sua aplicação é realizada desde a utilização dos métodos mais simples, como o *k-means*, até os mais sofisticados, como o método de Kernel e a abordagem espectral.

Meyer e Olteanu (2013) afirmam que certas semelhanças entre os problemas de classificação e clusterização da mineração de dados e das problemáticas de ordenação e classificação do MCDA podem ser encontradas. O problema de clusterização, entretanto, não tem recebido um grande interesse no campo do MCDA aplicado na análise de investimento de ações. Vários métodos que foram desenvolvidos utilizam conceitos nativos do campo da mineração de dados e, portanto, não utilizam a informação mais rica que está disponível na MCDA, nomeado como as preferências dos decisores sobre as alternativas, enquanto outros tentam construir medidas de distância para caracterizar globalmente a semelhança entre duas alternativas e as demais. Este estudo propõe a utilização de um método que une as duas abordagens e será detalhado no próximo tópico.

2.5 Multicriteria Clustering

Nos últimos anos foram propostos alguns novos procedimentos de multicritério com abordagem de clusterização que procuram descobrir estruturas de dados sob uma perspectiva multicritério (CAILLOUX; LAMBORAY; NEMERY, 2007). Este tópico de pesquisa, combina a clusterização com a MCDA. No qual, o seu objetivo é obter grupos homogêneos de alternativas de acordo com vários critérios. Os grupos denominados clusters são considerados desconhecidos a priori, isto é, não sendo dadas quaisquer informações sobre os mesmos (BOUJELBEN, 2017).

Meyer e Olteanu (2013) afirmam que na clusterização o interesse está no agrupamento de objetos que não podem ser distinguidos uns dos outros, e separando os que podem. Como não se dispõe de qualquer informação adicional sobre os objetos, para além das avaliações sobre um conjunto de atributos, os objetos que são semelhantes são agrupados, enquanto os que não são semelhantes são alocados em grupos diferentes.

No entanto, na análise de decisão multicritério, têm-se informação adicional do decisor com a representação de suas preferências, dessa forma, é possível comparar as alternativas de uma forma mais significativa, através da perspectiva do decisor. A clusterização não foi formalmente definida com base nas relações de indiferença, preferência estrita e incomparabilidade, como na MCDA.

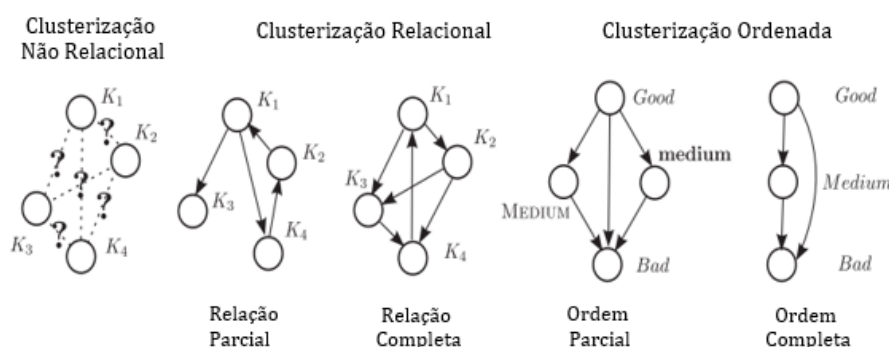
Uma vez que apenas uma das relações de indiferença, preferência estrita e incomparabilidade pode existir ao mesmo tempo entre duas alternativas, pode-se adaptar a definição de clusterização ao campo da MCDA. Os autores definem três principais tipos de problemas: MCDA com abordagem de clusterização não relacional, MCDA com abordagem de clusterização relacional e MCDA com abordagem de clusterização ordenada.

A MCDA com abordagem de clusterização não relacional é definida como o processo de agrupamento das alternativas que são indiferentes e separadas daquelas que não são indiferentes. Neste caso, as relações entre alternativas são agrupadas em: aquelas que as aproximam (indiferença) e aquelas que as separam (preferência estrita e incomparabilidade).

A MCDA com abordagem de clusterização relacional é definida como o agrupamento de alternativas que são indiferentes, separando ao mesmo tempo os grupos que são estritamente preferidos dos outros ou incomparáveis. Neste caso, não só se procura grupos bem definidos de alternativas baseados na relação de indiferença, mas também a obtenção das relações entre estes grupos apoiadas pelas relações de incomparabilidade ou preferência estrita. Em alguns casos, pode-se discriminar ainda mais entre as relações de estrita preferência e incomparabilidade, ou esta última pode simplesmente não acontecer. Nesses casos, podem ser encontradas duas subclasses de agrupamento relacional, com base nas estruturas dos clusters: relação parcial e relação completa.

A MCDA com abordagem de clusterização ordenada é definida como o processo de agrupamento das alternativas que são indiferentes, ao mesmo tempo que separa os grupos que são estritamente preferidos a outros ou incomparáveis, para que uma ordem entre eles seja encontrada. Neste caso também são encontradas duas subclasses de clusterização ordenada seguindo os dois tipos de estruturas que podem ser encontradas: ordem parcial ou ordem completa dos clusters. Todas as estruturas citadas acima estão apresentadas na Figura 4.

Figura 4- Estruturas da MCDA com abordagem de clusterização



Fonte: A Autora (2021)

Nota: Adaptado de Meyer e Olteanu (2013)

De Smet e Guzmán (2004) propuseram um framework multicritério com a extensão do algoritmo *k-means*. Este framework está relacionado a definição de uma distância multicritério com base na estrutura de preferências que foi definida pelo decisor. De uma forma resumida, o método inicia com k protótipos aleatórios. As alternativas são atribuídas aos clusters representado pelo protótipo mais próximo, onde para determinar esta atribuição, é introduzido uma distância multicritério baseada na estrutura de preferência definida. Os passos se repetem até que a associação dos clusters não se altera, obtendo em seguida uma partição das alternativas em k clusters.

Fenandez et al. (2010) apresentaram um método de clusterização baseado na relação de indiferença inspirada nos métodos multicritérios de sobreclassificação. Com a aplicação do valor de indiferença para a análise de clusters, o método inicia com o reagrupamento das alternativas que são similares e as que não são serão agrupadas em outros clusters. A obtenção da ordem dos clusters é baseada na comparação dos centros dos clusters e uma pontuação média do fluxo líquido.

Sarrazin et al. (2018) desenvolveram um modelo baseado no PROMETHEE I e no FlowSort que busca abordar o problema de clusterização por intervalo em um contexto multicritério. Este garante que as relações entre os clusters sejam acíclicas e que a detecção de possíveis clusters de intervalo permita analisar o problema em dois níveis: os clusters individuais indicam atribuições claras, enquanto os clusters de intervalo indicam uma alocação pouco clara. Essas informações levam a construção de um novo cluster individual se o número de alternativas no cluster de intervalo for relevante e possibilitar detectar alternativas que sejam *outliers*. O método utilizado neste estudo foi desenvolvido por De Smet et al. (2012) e será descrito detalhadamente no tópico a seguir.

2.5.1 O Problema Multicritério sob Abordagem da Clusterização Ordenada

Segundo De Smet et al. (2012) a obtenção de uma ordem dos clusters pode ajudar o decisor a identificar perfis que podem ser utilizados posteriormente em problemas de classificação, os autores enfatizam que a abordagem desenvolvida pode oferecer uma nova perspectiva em um mundo onde mais e mais rankings são desenvolvidos. O algoritmo desenvolvido permite encontrar a maior partição que minimiza as inconsistências entre a ordem dos clusters e o valor de preferência descrito por meio da comparação par a par das alternativas (BOUJELBEN, 2017).

A formulação se dá da seguinte forma: Dado um conjunto A de alternativas $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ de interesse e um conjunto $F = \{f_1, \dots, f_q\}$ de q critérios. Assume-se que o modelo leva como entrada tanto o número de clusters, denotado por K , quanto a matriz de preferência denotada por π (onde, π_{ij} é interpretado como o valor da preferência estrita da alternativa a_i sobre a alternativa a_j). Assume-se que a ausência de qualquer preferência entre a_i sobre a_j (isto é, a_i e a_j são indiferentes) corresponde a $\pi_{ij} = 0$ e que $\forall a_i, a_j \in A: \pi_{ij} \geq 0$. No que segue, utiliza-se apenas a informação ordinal contida em π . Uma partição ordenada de A em K clusters, denotada por $P_K(A) = [C_1, \dots, C_K]$, é definida como:

- $A = \bigcup_{i=1, \dots, K} C_i$,
- $\forall i \neq j : C_i \cap C_j = \emptyset$,
- $C_1 \succ C_2 \succ \dots \succ C_K$,

Onde o símbolo \succ em $C_i \succ C_j$ denota que o cluster C_i tem uma classificação inferior ao cluster C_j . Neste contexto, é assumido que a menor classificação é o melhor cluster. Como consequência, C_1 é considerado o melhor cluster.

Ao considerar uma partição ordenada K de A , são fornecidas informações sobre a alocação das alternativas em clusters ordenados, intuitivamente:

- Duas alternativas pertencentes ao mesmo cluster devem ser consideradas como sendo indiferentes ou semelhantes. Por conseguinte, os seus valores de preferência mútua devem ser tão baixos quanto possível.
- Se uma a_i alternativa for atribuída a um cluster de nível inferior a outra alternativa a_j , a_i é considerada melhor do que a_j . Por conseguinte, o π_{ji} deve ser o mais baixo possível.

Entre todas as possíveis partições ordenadas K de A , procura-se aquela que será mais compatível com as informações da preferência contida em π . Busca-se identificar a

partição de ordenada por K que minimiza as inconsistências em relação as duas condições apresentadas anteriormente. No entanto, dois tipos de inconsistências podem existir:

- $a_i \in C_l$ e $a_j \in C_m$ com $l < m$ obtendo $\pi_{ji} > 0$. De fato, em um caso ideal, nós deveríamos ter $\pi_{ij} > 0$ e $\pi_{ji} = 0$.
- $a_i, a_j \in C_l$ obtendo $\pi_{ij} > 0$ ou $\pi_{ji} > 0$. No entanto, em um caso ideal, nós deveríamos ter $\pi_{ij} = \pi_{ji} = 0$.

A ocorrência das inconsistências dependerá dos valores de π_{ij} , isto é, as inconsistências abordadas pelo algoritmo dependem dos valores das preferências. De forma a caracterizar a qualidade da partição ordenada K , a matriz de inconsistência entre π e $P_K(A)$ é definida como:

$$I(\pi, P_K(A))_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{se } a_i \in C_l, a_j \in C_m, l < m \\ \pi_{ij}, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Dessa forma, conclui-se que o valor da matriz $I(\pi, P_K(A))$ é igual a π , exceto quando os valores de preferência entre as alternativas são compatíveis com a clusterização e ordenação de $P_K(A)$. Para estes elementos o valor é igual a zero. Com isso, a matriz $I(\pi, P_K(A))$ possibilita a identificação de todos que não são compatíveis com a clusterização das alternativas e a ordem obtida entre as categorias. Em uma situação ideal, o valor da matriz de inconsistência seria igual a matriz nula.

Portanto, o objetivo é encontrar a partição ordenada K que caracterize a melhor matriz de inconsistência. Por conseguinte, são feitas comparações com todas as partições ordenadas K com base na matriz de inconsistência: $P_K(A)$ será melhor que $\acute{P}_K(A)$ se e somente se $I(\pi, P_K(A)) \succ_{\mathcal{L}} I(\pi, \acute{P}_K(A))$ onde $\succ_{\mathcal{L}}$ denota uma ordem lexicográfica definida pelos elementos das matrizes de inconsistência.

Dessa forma, a utilização da ordem lexicográfica assegura que primeiro há a tentativa de minimizar o valor de preferência mais elevado que não seja compatível com as informações fornecidas na partição ordenada de K , então, em caso de igualdade, busca-se minimizar o segundo maior valor de preferência, e assim por diante. Além disso, vale lembrar que, para isso, é utilizada apenas a informação ordinal contida em π .

De Smet et al. (2012) reforçam que a maioria das técnicas tradicionais de clusterização são com base numa medida de distância que é, por definição, simétrica. Porém o cálculo da intensidade de preferência levará a uma matriz assimétrica π (uma

vez que na maioria dos casos $\pi_{ij} \neq \pi_{ji}$). Isto apresenta um grande diferencial, devido ao modelo manipular medidas assimétricas. A capacidade de diferenciar a intensidade das preferências de π_{ij} e π_{ji} permite considerar uma ordem completa dos clusters. Outro diferencial do modelo é o fato de que não se procura uma partição ótima com base em apenas um valor escalar, mas a comparação das partições ordenadas K é baseada em uma ordem lexicográfica.

O algoritmo, exibido no Anexo A, é descrito da seguinte forma: Inicialmente assume-se que todos os valores de π_{ij} são diferentes (exceto se forem nulos). Se os valores forem iguais, sem perda de generalidade, adicionasse uma constante ϵ , esta constante é o menor valor da diferença entre π_{ij} e π . Tem-se que M é uma matriz binária $n \times n$, no início M é uma matriz nula. $M_{ij} = 1$ significa que a alternativa a_1 está em um cluster melhor que a alternativa a_2 . Todos os elementos da matriz π são considerados sucessivamente em ordem decrescente (apenas $n^2 - n$ elementos devem ser testados devido aos elementos da diagonal serem iguais a zero). Dessa forma, toda vez que um novo elemento π_{ij} é considerado, é testado se $M_{ij} = 1$ (isto é, colocando a_1 em um melhor cluster que a_2) criando um novo ciclo ou um caminho mais longo que $K - 1$ no gráfico induzido pela nova matriz M .

Se nenhuma dessas condições forem satisfeitas, o valor de π_{ij} será compatível com a partição ordenada K (como consequência, ao fim do processo, o valor de $I(\pi, P_K(A))$ será igual a zero). Se pelo ao menos em uma das duas condições anteriores for satisfeita, não é possível colocar a_i em um cluster melhor que a_j sem criar um novo ciclo ou um caminho mais longo que $K - 1$, portanto o valor de preferência é inserido na matriz de inconsistência $(I(\pi, P_K(A)))_{ij} = \pi_{ij}$. Além disso, é assumido que $M_{ij} = 0$ para afirmar que a matriz é acíclica e apenas contém caminhos menores que K em cada etapa do algoritmo. Dessa forma a partição ordenada de K é obtida através do gráfico induzido por M .

3 REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo é realizada a revisão da literatura focada em apresentar o desenvolvimento dos estudos em análise de investimentos em ações no setor bancário ao longo dos anos que utilizaram a MCDA/M ou abordagem de cluster. O capítulo inicia com a apresentação da metodologia utilizada na revisão, seguido da apresentação das tendências gerais das publicações. Em seguida é realizada a apresentação do resumo dos métodos que estão sendo utilizados na temática em questão.

3.1 Metodologia da Revisão

Segundo Gupta et al. (2018) para que uma revisão seja verdadeiramente “sistemática”, deve-se fazer uma pergunta específica questionando a pesquisa e aplicar uma metodologia explícita e completa para revisar de forma abrangente todas as informações disponíveis. A principal questão a ser respondida nesta pesquisa é: Como está sendo feita a utilização de MCDA/M e Cluster para análise de investimentos em ações? Além desta, o presente trabalho tem como objetivo responder as seguintes questões:

1. Como se apresenta a produção científica anual?
2. Quais as principais fontes que estão tratando do assunto?
3. Quais os autores mais relevantes nos últimos anos?
4. Quais países apresentam maior produção científica?

Inicialmente foi escolhida a plataforma *Web of Science* para coleta. A escolha por esta base foi devido a abrangência que a base de dados fornece com mais de vinte mil periódicos, conter diferentes tipos de documentos como artigos, revisões, anais de eventos, livros e capítulos de livros além de indexar as referências citadas pelos autores o que possibilita realizar uma análise das conexões entre os autores. O *software* livre *Stat of the Art through Systematic Review* (StArt) foi utilizado como uma ferramenta de apoio a revisão.

Foram definidas interações de palavras de dois grupos para a busca na plataforma, na qual em um campo foram utilizadas palavras relacionadas a termos mais específicos referentes a análise de ações e no outro campo palavras referentes a abordagens utilizadas para auxiliar nesta análise, as palavras utilizadas podem ser observadas no Quadro 3.

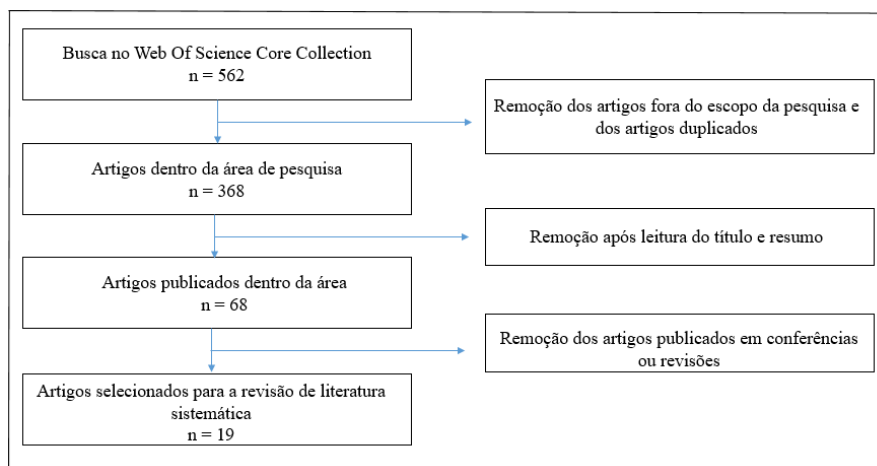
Quadro 3- Termos de busca utilizados

Grupo relacionado a análise de ações	Grupo relacionado as abordagens utilizadas
"Financial management" OR "Financial decision making" OR "Financial indicators" OR "Fundamental Analysis" OR "Stock returns" OR "Stock exchange" OR "Stock Index" OR "Banks" OR "Banking performance"	"Cluster analysis" OR "Clusters" OR "Multicriteria" OR "Multi-criteria" OR "Multicriteria Decision Support" OR "Multicriteria Decision Aid" OR "MCDA" OR "MCDM"

Fonte: A Autora (2021)

Com a combinação das palavras chaves foram identificados 562 trabalhos, mas para alcançar o objetivo desta revisão foram aplicados alguns filtros como apresentado na Figura 5. O primeiro filtro foi realizado com a remoção dos artigos que não estavam dentro da área do escopo da pesquisa, na análise de investimento de ações, e de artigos duplicados, chegando a um número de 368 artigos. Além disso, a leitura dos títulos e resumos foi necessária para a remoção dos artigos que não correspondessem a problemática da revisão, resultando em 68 artigos. E para finalizar, o último filtro referente a exclusão dos artigos publicados em conferências foi aplicado, focando na obtenção de artigos com grande relevância acadêmica. Dessa forma, a amostra contém 19 artigos que apresentam pertinência ao objetivo do estudo.

Figura 5- Esquema para seleção dos estudos



Fonte: A Autora (2021)

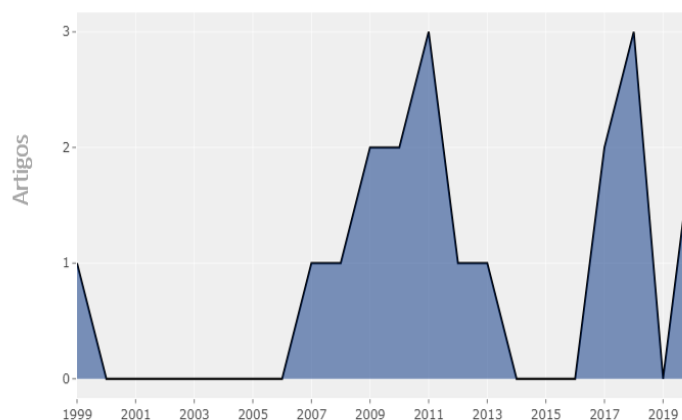
Posteriormente foi realizada a análise dos resultados através do uso de dois *softwares*. No *software RStudio*, foi utilizado o pacote *bibliometrix*, este pacote possibilita avaliar o crescimento, a maturidade, os principais autores, os mapas conceituais e intelectuais, as tendências de uma comunidade científica (ARIA; CUCCURULLO,

2017). Em complemento, o uso do *software VOSviewer* (VAN ECK; WALTMAN, 2010) permitiu verificar as conexões bibliográficas entre as bases.

3.2 Tendências Gerais

O período que corresponde este estudo se estende de 1999 a 2020, onde as distribuições das produções podem ser observadas no Gráfico 1. É evidenciado um crescimento das publicações a partir do ano de 2007 e observado que os anos de 2008 e 2018 trazem os maiores números de publicações, foi obtido também que a taxa de crescimento anual das publicações é de 7,5%.

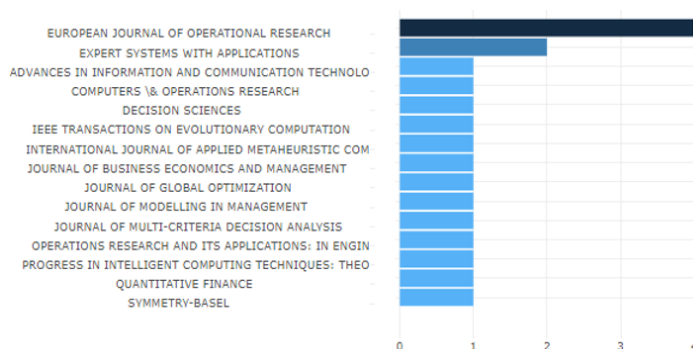
Gráfico 1 - Produção científica anual



Fonte: A Autora (2021)

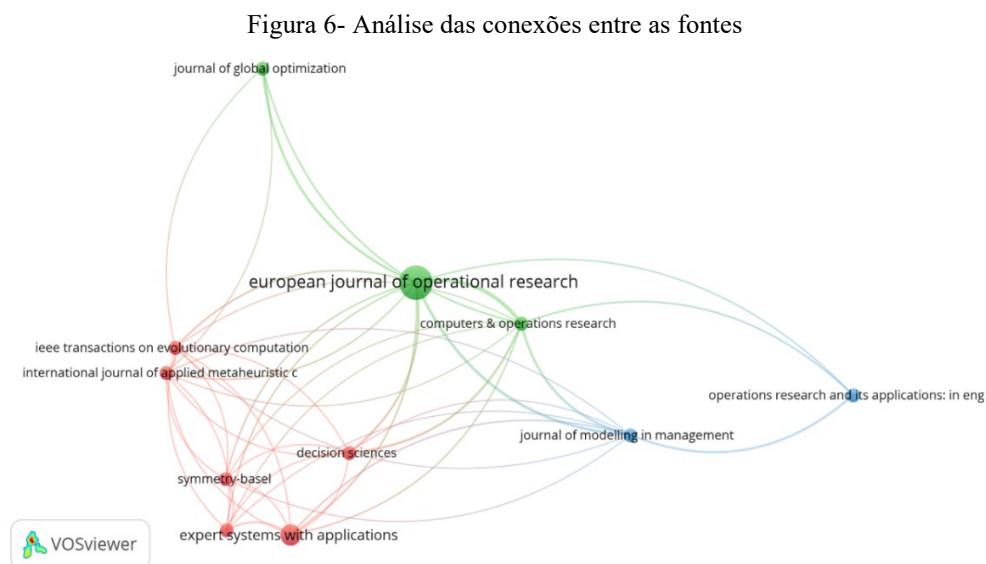
O Gráfico 2 apresenta as fontes mais relevantes, no período avaliado o *European Journal of Operational Research* obteve a maior quantidade de artigos dentro da área com 4 publicações, seguido do *Expert Systems with Applications* com 3 publicações, estes dois periódicos juntos detêm mais de 31% das publicações. Além disso foi possível obter o número médio de citações por item, este valor corresponde a 25,52.

Gráfico 2- Fontes mais relevantes



Fonte: A Autora (2021)

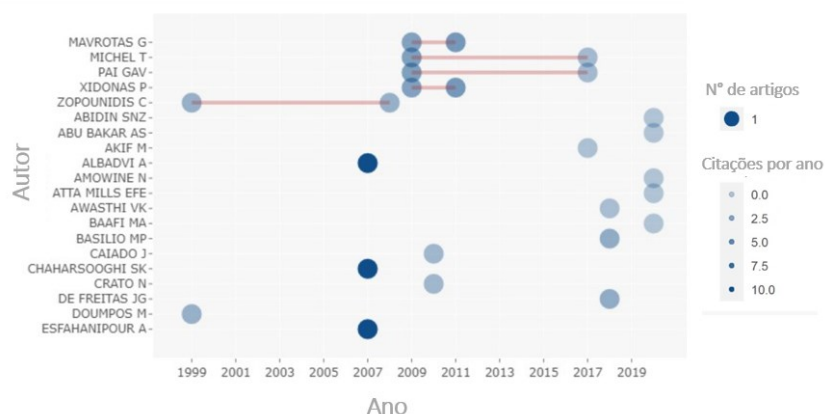
Em complemento a identificação das fontes mais importantes foi realizada uma análise para verificar se há conexões bibliográficas entre as bases. Como pode ser observado na Figura 6, foram formados três clusters similares, em que os dois periódicos mais relevantes identificados anteriormente são que obtiveram mais conexões.



Fonte: A Autora (2021)

Um dos objetivos desta revisão é a identificação dos autores mais relevantes na problemática, o Gráfico 3 traz essas informações com o comportamento das publicações dos autores em um período de tempo. No qual, a intensidade da cor dos círculos é proporcional ao total de citações por ano, o tamanho dos círculos está relacionado ao número de artigos e a linha do tempo está representada pela cor vermelha. Nele pode ser observado, por exemplo, que o autor Michel em sua publicação no ano de 2008 teve o artigo citado 3 vezes, já em outro artigo publicado em 2017 o autor teve 1 citação no período analisado. É dado ênfase que no ano de 2007 todos os artigos publicados obtiveram o maior número de citações, equivalente a 10 cada autor.

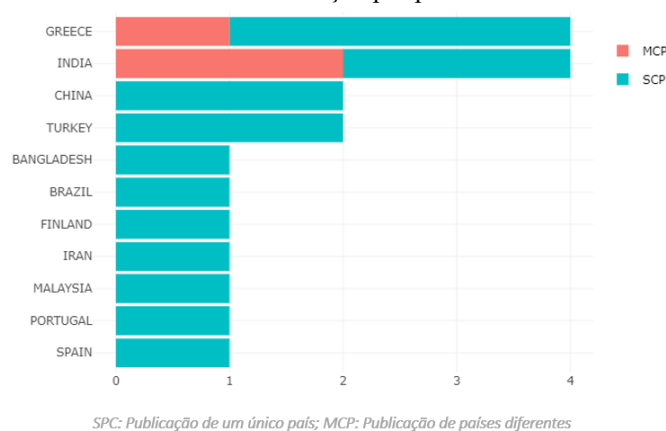
Gráfico 3 - Autores mais relevantes



Fonte: A Autora (2021)

O Gráfico 4 traz a distribuição da produção dos artigos por país, dos 11 países identificados a Grécia e Índia se destacaram devido ao maior número de produção, é exposto também que em ambos países há publicações que foram realizadas em diferentes países. Como por exemplo, na Índia metade da produção envolve o estudo nela e em um outro país.

Gráfico 4 - Produção por país



SPC: Publicação de um único país; MCP: Publicação de países diferentes

Fonte: A Autora (2021)

3.3 Métodos Utilizados para Análise de Investimento em Ações

A complexidade e volatilidade do sistema financeiro global levou ao uso crescente de técnicas analíticas sofisticadas para análise de dados financeiros e para apoiar nas decisões financeiras com isso, diversas abordagens são utilizadas nas principais áreas financiamentos, distribuição de lucros e investimentos (ZOPOUNIDIS et al., 2015). O objetivo principal deste tópico é identificar como está a utilização de MCDA/M e clusters

para a análise de investimento em ações, com isso as duas seções seguintes irão apresentar os artigos segundo a abordagem utilizada.

3.3.1 Análise de Investimento em Ações Utilizando Clusters

A clusterização está inserida em um cenário abrangente da análise de dados, esta agrupa os dados com base apenas nas informações contidas neles e que permitam descrevê-los, bem como permitam determinar a relação entre eles, em um processo de aprendizagem não-supervisionado (TORRES, 2013). Estudos mostram que as aplicações dessa abordagem no setor financeiro trouxeram bons resultados (HOLTON, 2009; XIONG et al., 2013; KOU et al., 2014). No Quadro 4 estão apresentados os artigos que utilizaram esta abordagem.

Quadro 4 - Estudos que utilizaram clusters

Autores	Descrição do trabalho
Pai e Michel (2009)	Apresentaram um problema de otimização de portfólio que inclui restrições de limitação, cardinalidade, básica e de classe por meio de uma nova estratégia de evolução (ES), utilizando algoritmos evolutivos. O processo evolutivo de otimização de portfólio utilizou a análise de agrupamento <i>k-means</i> para atender aos objetivos de diversificação em carteiras pequenas, eliminação da restrição de cardinalidade, redução do número de variáveis de projeto para o ES e melhor confiabilidade das carteiras no que diz respeito a riscos previstos e realizados. A confiabilidade do portfólio agrupado <i>k-means</i> e as fronteiras eficientes traçadas pelo ES para a solução do problema de otimização de portfólio para várias combinações de restrições foram demonstradas em ações de Bombaim Exchange, Índia e a Bolsa de Valores de Tóquio, Japão entre 2001 e 2007.
Caiado e Crato (2010)	Foram investigadas as semelhanças entre o retorno das ações do Índice Dow Jones de 30 empresas dentre os anos de 1999 e 2006, usando técnicas de clusterização hierárquica e escalonamento multidimensional, considerando os métodos LNP, TGARCH e uma combinação do TGARCH-LPP, onde com todos foram obtidos clusters significativos no setor corporativo. Foram evidenciados agrupamentos homogêneos de ações com relação aos materiais, serviços, saúde, finanças, comunicações e setores corporativos de tecnologia, e encontrados agrupamentos heterogêneos de ações em relação aos conglomerados, bens industriais e bens de consumo corporativos setores.
Nanda et al. (2010)	Propuseram uma abordagem de mineração de dados para classificação de ações em clusters. Após a classificação, as ações poderiam ser selecionadas desses grupos para a construção de uma carteira. A abordagem de agrupamento categorizou ações em seis critérios de investimento. Os resultados da análise mostraram que a análise de cluster <i>k-means</i> constrói os clusters mais compactos em comparação

	com SOM e Fuzzy C-means para dados de classificação de ações. Quando comparado o retorno das carteiras com os diferentes métodos em relação ao índice Sensex, todas as carteiras apresentaram um rendimento superior.
Shadman et al. (2016)	Abordaram uma integração de análise de cluster, classificando as ações usando árvore de decisão e usando a ferramenta de previsão da Weka. A técnica simples de agrupamento <i>k-means</i> foi aplicada em trinta empresas do DS30 da Bolsa de Valores de Dhaka para encontrar o melhor cluster de empresas com base no limite dos critérios e dos indicadores financeiros. A classificação usando o algoritmo J48 para gerar árvore de decisão (modelo) foi aplicada em uma das empresas do grupo selecionado. E por último os autores utilizaram uma ferramenta de previsão de Weka para prever os valores do preço nas ações no futuro.
Pai e Michel (2017)	Realizaram a aplicação de uma técnica híbrida <i>Classical Particle Swarm Optimization-Sequential Quadratic Programming</i> (PSO-SQP) para otimização de conjuntos de portfólio com restrições, favorecendo a diversificação em grandes conjuntos de portfólio, os ativos foram agrupados pelo método <i>k-means</i> . Os estudos foram demonstrado na Bolsa de Valores de Bombaim, Índia e na Bolsa de Valores de Tóquio, Japão entre os anos de 2001 e 2007.
Abidin et al. (2020)	O artigo apresentou um novo método de clusterização <i>fuzzy</i> para seleção de ações com base nas preferências dos investidores, com preferências precisas ou inequívocas. Além disso, ao contrário dos métodos estabelecidos, a estratégia de seleção de ações dos investidores garantiu que as ações de alta prioridade fossem escolhidas como a melhor ação e sejam selecionadas para investimento, empregando o método de prioridade de ações. O método foi aplicado na bolsa de valores da Malásia em 2011 em empresas do setor de serviços e produtos de consumo. Os autores ressaltaram ainda que o método considerou os <i>outliers</i> .

Fonte: A Autora (2021)

3.3.2 Análise de Investimento em Ações Utilizando MCDA/M

O contexto em que as decisões financeiras são tomadas mudou drasticamente nas últimas décadas. A globalização do ambiente financeiro e de negócios, junto com a crescente importância dos mercados financeiros levaram a uma série de importantes inovações quanto aos produtos e serviços financeiros disponíveis (DOUMPOS; ZOPOUNIDIS, 2014). Devido à complexidade envolvida e múltiplos objetivos que as decisões podem conter, os métodos/modelos de decisão multicritério devem ser vistos como alternativas que auxiliam os tomadores de decisão (ALMEIDA-FILHO et al., 2020). No Quadro 5, estão apresentados os estudos que utilizaram MCDA/M para análise de investimento em ações encontrados no estudo.

Quadro 5- Estudos que utilizaram MCDA/M

Autores	Descrição do trabalho
Zopounidis e Doumpos. (1999)	Foi feita uma aplicação real de um MCDA para seleção de portfólio com base na desagregação de preferência, usando regressão ordinal e programação linear. A aplicação foi feita com 98 ações na Bolsa de Valores de Atenas, usando 15 critérios. A comparação do método multicritério em relação a análise discriminante múltipla ilustrou a superioridade da metodologia proposta sobre uma técnica estatística multivariada bem conhecida amplamente usada para estudar problemas de tomada de decisão financeira.
Albadvi et al. (2007)	Os autores desenvolveram um MCDA para seleção das melhores ações na bolsa de valores do Irã e uma estrutura do problema foi proposta. O modelo teve como foco em dois setores da bolsa industriais e companhias. O método utilizado para avaliação de retorno nas ações foi o PROMETHEE II. Os autores evidenciaram que alguns critérios dependem das condições de mercado e das estratégias do investidor, principalmente na determinação de preferência de cada critério.
Samaras et al. (2008)	Os autores apresentaram um novo método MCDA que visou avaliar e classificar as ações da bolsa de Atenas, da melhor para pior, com base na análise fundamentalista. Além dos dados quantitativos derivados da análise, o sistema utilizou dados qualitativos também. A avaliação de ações considerou as características específicas do potencial investidor, bem como a sua atitude perante o risco assumido. O resultado final do sistema foram quatro classificações de ações que responderam a quatro grupos de critérios diferentes para cada setor estudado.
Xidonas et al. (2009)	Foi realizada a aplicação do método ELECTRE TRI para a seleção de ações na Bolsa de Valores de Atenas entre os anos de 2004 e 2006, a fim de montar uma carteira. A análise foi empregada para a seleção de ações competitivas, por meio da avaliação do desempenho geral de 256 empresas, sendo os indicadores designados como critérios. Foram pré-estabelecidas 3 classes onde as empresas foram caracterizadas com uma excelente, intermediária e baixa performance financeira. O método ELECTRE TRI foi aplicado separadamente, em cada uma dessas classes e a partir disso os resultados foram integrados formando a carteira de investimentos.
Xidonas et al. (2011)	Foi exposta uma abordagem metodológica integrada para a construção e seleção de carteiras de ações, levando em consideração a natureza multidimensional do problema, ao mesmo tempo permitindo ao decisor a incorporação de suas preferências. Um dos objetivos fundamentais do modelo foi a incorporação de objetivos e restrições dos DMs no investimento, sob a ótica da lógica de otimização matemática multiobjetivo. A abordagem proposta foi implementada no IPSSIS, um sistema de apoio à decisão. A abordagem foi aplicada em 60 empresas na bolsa de Atenas dentre os anos de 2004 e 2007.

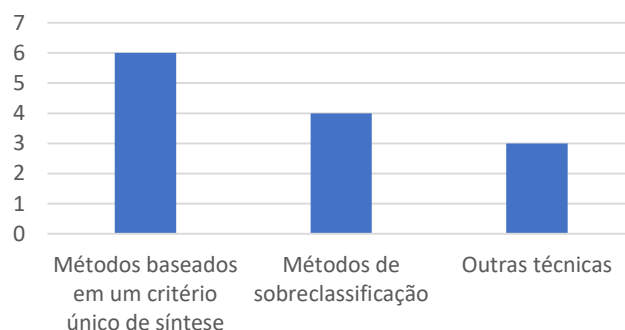
Hamzaçebi e Pekkaya (2011)	Foi utilizado o Grey Relational Analysis (GRA), um MCDM, para ordenação de ações de algumas empresas financeiras que estão listadas no Setor Financeiro da Bolsa de Valores de Istambul, com seis indicadores financeiros como critérios. Além disso, fez-se o uso de três abordagens diferentes para encontrar os melhores valores dos pesos dos critérios no processo GRA: AHP, heurística e uma nova abordagem baseada em aprendizagem chamada LEvSA, onde este último demonstrou um melhor desempenho.
Shuanghong et al. (2011)	Apresentou o método de interval-PROMETHEE para a tomada de decisão de investimento. Cinco critérios de desempenho foram usados para medir o potencial de crescimento das 20 empresas selecionadas aleatoriamente na Bolsa de Valores de Xangai. A carteira com as 5 principais ações provou ter maior retorno do que as 10 principais ações dentro do período de investimento de 17 meses.
Pätäri et al. (2012)	Os autores avaliaram a aplicabilidade do <i>Data Envelopment Analysis</i> (DEA) com base em critérios financeiros para seleção de carteira de ações em 56 empresas não financeiras na bolsa de Helsink no período de 1994-2010. Foram relatados os resultados para oito variantes de um portfólio de acordo com os critérios escolhidos, o número de variantes decorre do fato foram quatro combinações de variáveis de entrada e saída usando três variantes de modelos. O DEA forneceu uma abordagem altamente seletiva para a formação da carteira, uma vez que a maioria dos critérios empregados foram capazes de classificar as ações.
Sakar e Köksalan (2013)	Foi proposta uma abordagem de programação estocástica multicritério em multiperíodo em um problema de otimização de portfólio, apresentando a incerteza do mercado financeiro por cenários, usando um modelo de índice único para estimação dos retornos das ações. Foram considerados o retorno esperado, valor condicional em risco e a liquidez como critérios e foi realizado o estudo em na bolsa de Istambul para casos de dois e três critérios
Hota et al. (2017)	Os autores utilizaram o AHP, TOPSIS e <i>Simule Additive Weighting</i> (SAW) para classificação do índice de ações. Dados de três anos financeiros de seis índices com seis critérios foram considerados no processo de seleção dentre os anos de 2011 e 2014. Resultados experimentais revelam que o índice S&P BSE SENSEX está apresentando um desempenho consistentemente bom para todos os três itens financeiros no caso de todas as técnicas.
Rubiales et al. (2018)	Desenvolveram uma abordagem de classificação multicritério onde o objetivo foi apoiar a avaliação de um conjunto discreto de empresas, a fim de classificá-las, com base em uma série de indicadores multidimensionais. A abordagem foi aplicada no setor bancário espanhol entre os anos de 2013 e 2015 utilizando três indicadores financeiros. Os autores ainda consideraram apenas informações imprecisas das preferências sobre os critérios necessárias para obter classificações dos bancos. Uma novidade do procedimento foi que o ranking das empresas foi feito levando em consideração as contribuições de cada empresa para a melhor avaliação global do grupo.

Basílio et al. (2018)	Foi implementada uma abordagem MCDA para avaliação de ativos em 111 ações listadas na bolsa de valores do Brasil com objetivo de montar um portfólio. Os critérios de avaliação foram compostos por 21 indicadores financeiros. O número de critério foi reduzido por meio da <i>Principal Component Analysis</i> (PCA), que resultou em 5 indicadores. O estudo ainda realizou uma comparação na qual foi observado que 100% das carteiras apresentaram retornos positivos sobre o investimento e o resultado do grupo de carteiras composto pelos ativos com base nos 21 indicadores financeiros foi superior ao outro formado a partir dos critérios do PCA.
Ebenezer et al. (2020)	Utilizou uma abordagem de tomada decisão multicritério híbrida que compreendeu a integração do Analytic Network Process (ANP) e do Decision Making Trial and Evaluation Laboratory (DEMATEL) em um ambiente <i>grey</i> para a seleção de portfólio. O método foi aplicado na bolsa de valores de Xangai utilizando 10 critérios, os resultados indicaram que o retorno, índices financeiros, dividendos e risco são grupos de critérios determinantes mais influentes para a obtenção de altos benefícios no que diz respeito à seleção de carteira de ações. Os autores destacam como a teoria do <i>grey</i> pode minimizar as incertezas em todas as fases da tomada de decisão de seleção de portfólio.

Fonte: A Autora (2021)

O Gráfico 5 traz informações acerca da classificação dos métodos utilizados nos artigos apresentados anteriormente, esta foi baseada nos estudos de Almeida-Filho et al. (2020) e Zoupodinis (2015). A maioria dos estudos utilizaram métodos baseados em um critério único de síntese, seguido de métodos de sobreclassificação e outras técnicas. Os resultados encontrados vão de encontro a resultados obtidos nos estudos citados, mostrando que a problemática em questão segue uma tendência.

Gráfico 5- Classificação dos estudos com a utilização dos métodos MCDA/M



Fonte: A Autora (2021)

A revisão da literatura conseguiu responder todas as perguntas iniciais e possibilitou a obtenção de informações de como as abordagens MCDA/M e clusters vem

sendo utilizadas como auxílio para a tomada de decisão em investimentos de ações nos mais diversos setores e países ao longo dos anos. Dentro da amostra da revisão, apenas um artigo realizou a aplicação de MCDA no setor bancário, o que pode ser explicado pelas peculiaridades do setor além da necessidade de utilização de indicadores financeiros mais específicos para análise de investimento em ações, ao contrário dos indicadores utilizados nos outros setores da bolsa de valores, requerendo assim um estudo mais detalhado. É importante salientar que não foi encontrado na literatura nenhum trabalho que utilizou as duas abordagens, MCDA/M e clusters, para o auxílio na análise de ações no processo da tomada de decisão, embora os resultados obtidos com ambas apresentem bons resultados.

Com esta revisão também é possível observar o crescimento da utilização de técnicas analíticas como auxílios na tomada de decisão nos mercados financeiros, contudo é observado que os estudos relacionados a formação de portfólios aparecem com mais frequência. Este mesmo resultado foi encontrado nas revisões de Steuer e Na (2003), Zoupodinis et al. (2015) e Almeida-Filho et al. (2020). No entanto, o foco deste estudo está em um setor específico, o bancário, podendo fornecer ao decisor uma análise mais detalhada de acordo com as suas particularidades. Dessa forma, semelhante a temática apresentada nos artigos anteriormente, esta pesquisa aplicou um método multicritério utilizando uma abordagem de clusterização ordinal no setor bancário nacional, tendo em vista a ausência de estudos encontrados. A metodologia utilizada será apresentada na seção seguinte.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo, serão discutidos os métodos de pesquisa utilizados no desenvolvimento deste trabalho, abarcando a classificação da pesquisa segundo sua natureza, objetivo, abordagens e métodos. Tal como o delineamento da pesquisa, que busca explicar como a mesma foi conduzida.

4.1 Caracterização da Pesquisa

Segundo Gil (2017), uma pesquisa científica se inicia com a construção de um problema passível de solução mediante a utilização de métodos científicos. Marconi e Lakatos (2017) complementam que esses métodos são o conjunto de atividades sistemáticas que permitem alcançar o objetivo de produzir conhecimentos válidos e verdadeiros, traçando o caminho a ser seguido e assim auxiliando as decisões. Antes de discorrer sobre a metodologia utilizada no estudo, será apresentada a caracterização deste segundo a classificação da pesquisa científica em engenharia de produção apresentada por Turrioni e Mello (2012), como pode-se observar na Figura 7, a classificação é realizada de acordo com a natureza, objetivos, abordagem e método.

Figura 7- Classificação da pesquisa em engenharia de produção



Fonte: A Autora (2021)

Nota: Adaptado de Turrioni e Melo (2012)

Quanto a natureza trata-se de uma pesquisa aplicada, onde tem como característica o interesse prático, os resultados obtidos são aplicados ou utilizados na solução de problemas que ocorrem na realidade. No que se refere aos objetivos são de caráter exploratório e descritivo. De forma que este primeiro proporciona uma maior

familiaridade com o problema, considerando os mais variados aspectos relativos ao fato, levantando informações para sugerir melhorias ao problema. Apresenta-se também como descritivo, dado que este é dirigido ao entendimento da relevância de certo fenômeno e descreve a distribuição do fenômeno na população. Seu objetivo primário não é o desenvolvimento ou teste de teoria, mas possibilitar fornecer subsídios para a construção de teorias ou refinamento delas. (MIGUEL et al., 2012; TURRIONI; MELO, 2012; GIL, 2017).

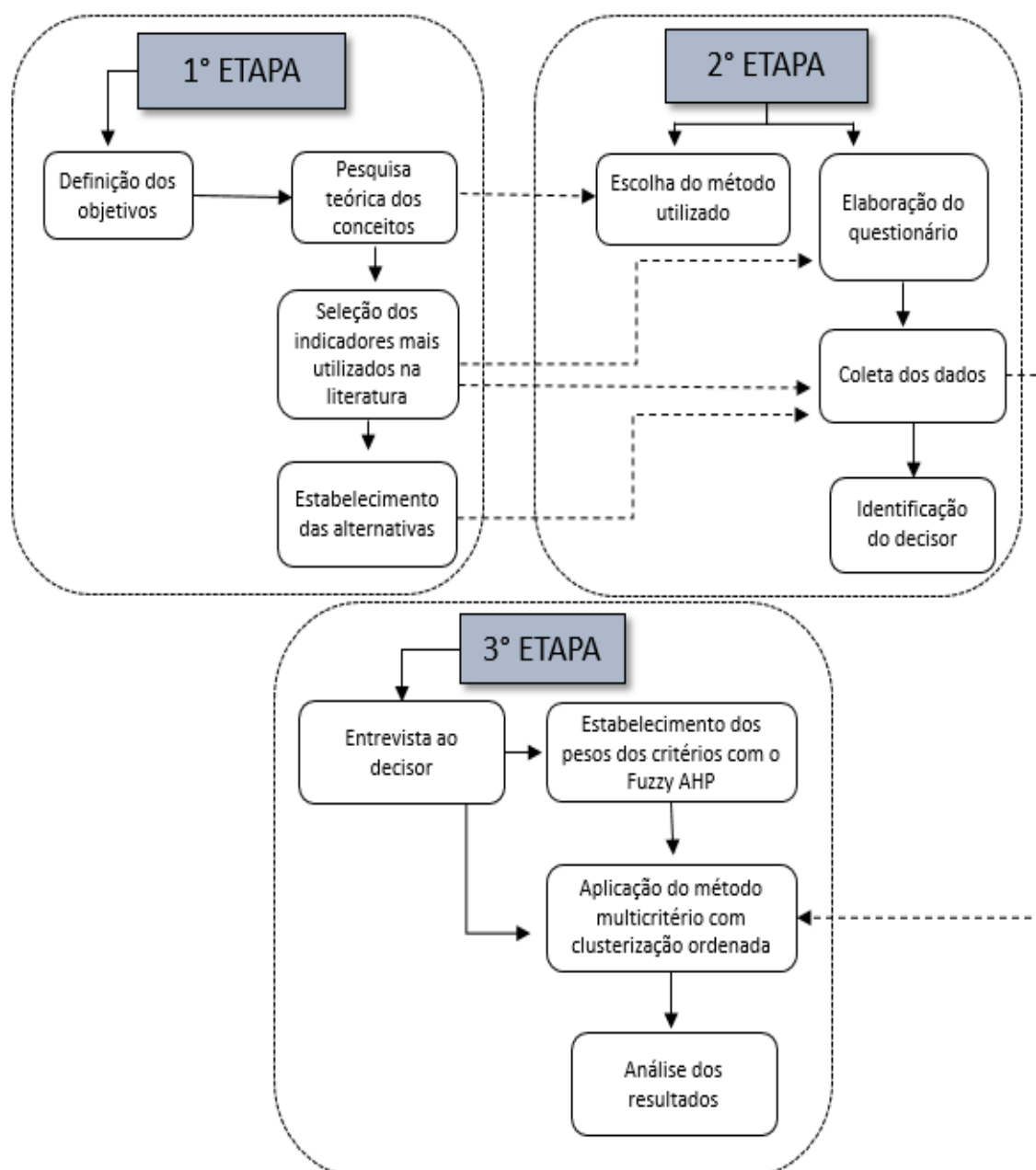
A abordagem desta pesquisa tem aspecto qualitativo e quantitativo, sendo combinada. Miguel et al. (2012) traz que a possibilidade de usar todos os métodos e técnicas de coleta dos dados disponíveis, em vez de ficar restrito aos de cada abordagem, pode prover evidências mais abrangentes do que seria proporcionado pelas abordagens separadamente.

Por conseguinte, estudo de caso é o método utilizado. Este envolve o estudo profundo e exaustivo de um ou poucos objetos de maneira que se permita o seu amplo e detalhado conhecimento (TURRIONI; MELO, 2012). Dentre os benefícios principais da condução de um estudo de caso, estão a possibilidade do desenvolvimento de novas teorias e de aumentar o entendimento sobre eventos reais e contemporâneos (MIGUEL et al., 2005).

4.2 Delineamento da Pesquisa

O processo utilizado na pesquisa está apresentado na Figura 8, onde foram destinados esforços para um desenho do escopo do estudo. O processo se divide em 3 etapas principais que serão discutidas nos próximos tópicos.

Figura 8- Curso de execução da pesquisa



Fonte: A Autora (2021)

4.2.1 Primeira Etapa

Na primeira etapa, uma estruturação minuciosa do problema foi realizada. Este processo foi iniciado a partir da definição dos objetivos, seguido de uma pesquisa teórica dos conceitos principais. Esta pesquisa serviu para fornecer ao estudo um maior embasamento teórico quanto a importância do tema abordado. Neste contexto, através das bases *Scopus* e *Web of Science*, foram analisados artigos científicos que pautavam a análise de ações nas bolsas de valores e setor bancário. O detalhamento da seleção dos indicadores e do estabelecimento das alternativas, incluídos ainda nesta etapa da pesquisa, estão apresentados a seguir.

4.2.1.1 Seleção dos Indicadores Fundamentalistas

A utilização de indicadores financeiros é método mais comumente utilizado para analisar as demonstrações financeiras das empresas. Segundo a resolução do Banco Central do Brasil (BCB, 2009), a partir de 31 de dezembro de 2010 a adoção das normas contábeis internacionais se tornaram obrigatórias, devido a isso, as instituições financeiras de capital aberto realizam a elaboração e divulgação das demonstrações financeiras trimestralmente.

Para a seleção dos indicadores foi realizada uma busca nas plataformas *Web of Science* e *Scopus* a fim de encontrar os estudos mais recentes que utilizaram indicadores fundamentalistas no setor bancário, para isso foram utilizadas palavras que remetesse a temática “indicadores fundamentalistas” e “bancos”. Após a seleção dos artigos, foi realizada a leitura para avaliar se estavam no contexto pretendido. No total foram escolhidos 11 artigos que estavam dentro da temática e a partir deles foram selecionados os 9 indicadores frequentemente utilizados para avaliação de ações no setor bancário, sendo estes: lucro por ação, rendimento sobre capital próprio, rendimento sobre ativo total, lucro líquido, liquidez corrente, giro do ativo, participação em empréstimos, provisão de créditos duvidosos e variação dos ativos totais encontrados nos estudos de Avrikan e Morita (2010), Shen e Tzeng (2014), Growe et al. (2014), Shen e Tzeng (2015a), Shen e Tzeng (2015b), Adinoto (2016), Mohanram et al. (2018), Ibrahim (2019), Razayev et al. (2019), Jiang (2019) e Shin et al. (2020).

Foi vista a necessidade de complementar com mais alguns indicadores de forma a realizar uma análise mais completa. A exemplo, houve a inserção do indicador basileia indicado pelo Fundo Monetário Internacional (FMI, 2001) para análise em instituições

financeiras, além dos indicadores *payout* e independência financeira que são citados na literatura por Pinheiro (2008), Matarazzo (2010), Assaf Neto (2015) e Santos (2017).

4.2.1.2 Estabelecimento das Alternativas

Inicialmente foi realizada uma pesquisa afim de identificar os bancos de capital aberto que estão listados na B3 na classificação do “Setor Financeiro”, subsetor “Intermediário Financeiro” e segmento “Bancos”. A B3 (2020c) informa que para a classificação dessas empresas, foram analisados os produtos ou serviços que mais contribuem para a formação de suas receitas.

Inicialmente foram identificados 26 bancos, mas por indisponibilidade dos dados de alguns indicadores fundamentalistas utilizados no estudo, este número foi reduzido. No Quadro 7, estão apresentadas as 17 alternativas utilizadas no estudo assim como seus respectivos códigos de negociação na B3.

Quadro 6 - Alternativas utilizadas no estudo e seus respectivos códigos de negociação na B3

Banco	Código
Banestes	(BEES3)
ABC	(ACDB4)
Alfa Investimentos	(BRIV3)
Amazonia	(BAZA3)
Bradesco	(BBDC4)
Banco do Brasil	(BBAS3)
Banese	(BGIP3)
Pará	(BPAR3)
Rio Grande do Sul	(BRSR3)
Mercantil	(BMIN4)
Nordeste	(BNBR3)
Pan	(BPAN4)
Pine	(PINE4)
Santander	(SANB4)
Brasília	(BSLI3)
Itaú	(ITUB3)
BTG	(BPAC3)

Fonte: A Autora (2021)

4.2.2 Segunda Etapa

A segunda etapa iniciou com a escolha do método utilizado de acordo com a problemática do estudo. O método utilizado foi desenvolvido por De Smet et al. (2012), este é baseado na definição de uma matriz de inconsistência e utiliza apenas as

informações ordinais obtidas por meio das relações de preferências das comparações par a par. Em paralelo, foi realizado a elaboração do questionário, posteriormente aplicado ao decisor. Com a seleção dos indicadores já definida na etapa anterior, foi possível realizar a coleta dos dados e em seguida foi realizada a identificação do decisor.

4.2.2.1 Elaboração do Questionário

De forma a coletar as informações quanto as preferências do decisor, foi feita a elaboração do questionário. Vale ressaltar que o embasamento teórico realizado na primeira etapa serviu de grande importância para a construção do questionário. Este foi estruturado em duas partes (Apêndice A), na primeira foi realizada uma apresentação do estudo e seu objetivo, a segunda foi caracterizada pela apresentação de um exemplo de Saaty (1987), para que facilitasse o entendimento do decisor quanto ao preenchimento do questionário, seguindo a metodologia do FAHP, método utilizado para geração de pesos. O instrumento foi construído de forma que o preenchimento não se tornasse fadigoso para o decisor.

4.2.2.2 Coleta dos Dados

A coleta dos indicadores fundamentalistas para o ano de estudo realizou-se por duas formas: por meio dos cálculos segundo o balanço patrimonial e a demonstração do resultado de exercício fornecidos pelos bancos e através do Fundamentei. Uma vez que com os valores dos indicadores foram calculados para o ano de 2019, a matriz de consequências foi definida.

4.2.2.3 Identificação do Decisor

O decisor escolhido para o estudo possui experiência na área de investimentos há alguns anos assim como investe na B3. O mesmo possui conhecimentos acerca dos setores que compõem a bolsa de valores e utiliza os indicadores fundamentalistas em suas análises. Vale ressaltar ainda que o decisor tem vivência acadêmica e conhecimento acerca da utilização de técnicas analíticas.

4.2.3 Terceira Etapa

Esta última etapa inicia com a realização da entrevista com o decisor, seguida do estabelecimento dos pesos com a utilização do método FAHP como apresentado no capítulo anterior. Com os critérios para o ano de estudo coletados e o peso dos critérios

foi realizada a aplicação do método multicritério com a clusterização ordenada, onde a partir do resultado obtido foram feitas análises.

4.2.3.1 Entrevista ao Decisor

A entrevista foi realizada através de uma reunião online, por meio da plataforma *Google Meet*. Nesta etapa foi realizada a apresentação do questionário elaborado e as dúvidas que surgiram ao longo da entrevista foram sanadas, posteriormente o documento foi enviado ao decisor para que realizasse o preenchimento.

4.2.3.2 Estabelecimento dos Pesos

No FAHP há vários métodos utilizados para geração de pesos, Demirel (2008) apresenta em seu estudo algumas abordagens com exemplos numéricos. Dentre estas podemos destacar o método da média geométrica de Buckley (1985) e o *extent analysis method* de Chang (1996). Almeida (2019) realizou um estudo onde para a geração de peso a média geométrica apresentou mais vantagens em seus resultados. Beskese et al. (2015) complementam que este método é fácil de implementar e seguro, dessa forma, o método escolhido neste estudo foi o da média geométrica. Segundo Kilic et al. (2013) e Almeida (2019), o procedimento pode ser resumido da seguinte forma:

1. As opiniões do decisor sobre a importância dos critérios são obtidas usando as comparações par a par. A comparação é realizada utilizando os termos linguísticos, apresentados na Tabela 1, avaliando a importância relativa dos critérios.

Tabela 1- Termos linguísticos

Escala de Saaty (1987)	Termos linguísticos	Escala <i>Fuzzy</i> Van Laarhoven e Pedrycz (1983)
1	Igualmente Importante	(1,1,1)
2	Moderadamente mais importante	(2,3,4)
3	Fortemente mais importante	(4,5,6)
4	Muito fortemente importante	(6,7,8)
5	Absolutamente mais importante	(9,9,9)

Fonte: A Autora (2021)

Nota: Adaptado de Kilic et al. (2014)

Ribeiro e Alves (2016) afirmam que devem ser consideradas as dificuldades intrínsecas do ser humano em tomar decisões diante de problemas com muitas informações e com múltiplos critérios. Neste contexto, Saaty (1989) propôs um

procedimento para calcular inconsistências derivadas do julgamento de valor entre os elementos comparados num problema complexo de decisão, de forma a verificar a consistência dos julgamentos. Para o cálculo da consistência, inicialmente é necessário encontrar o índice de consistência (IC) dado pela Equação 4.11:

$$IC = \frac{(\lambda_{\max} - n)}{(n-1)} \quad (4.1)$$

Onde λ_{\max} é o autovalor principal e o n é a dimensão da matriz.

A razão da consistência (RC) é dada pela razão entre o índice de consistência e o índice randômico (IR), conforma a Equação 4.12. O índice randômico é o índice de consistência de uma matriz recíproca, obtido por meio da Tabela 2, na qual n representa a dimensão da matriz. Saaty (1991) afirma que para um RC menor que 0,10 a matriz de julgamentos é considerada consistente.

$$RC = \frac{IC}{IR} \quad (4.2)$$

Tabela 2 - Índices Randômicos

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
IR	0.00	0.00	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49	1.51	1.48	1.56	1.57	1.59

Fonte: Saaty (1991)

2. Em seguida, é necessário construir a matriz de comparação pareada \tilde{A}^L contendo todos os critérios, representada pela Equação 4.13. O termo \tilde{a}_{ij}^L indica a preferência que um critério i tem sobre outro critério j , do julgamento do decisor L

$$\tilde{A}^L = \begin{bmatrix} \tilde{a}_{11}^L & \tilde{a}_{12}^L & \dots & \tilde{a}_{1n}^L \\ \tilde{a}_{21}^L & \tilde{a}_{22}^L & \dots & \tilde{a}_{2n}^L \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{a}_{n1}^L & \tilde{a}_{n2}^L & \dots & \tilde{a}_{nn}^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{a}_{11}^L & \tilde{a}_{12}^L & \dots & \tilde{a}_{1n}^L \\ 1/\tilde{a}_{21}^L & \tilde{a}_{22}^L & \dots & \tilde{a}_{2n}^L \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1/\tilde{a}_{1n}^L & 1/\tilde{a}_{2n}^L & \dots & \tilde{a}_{nn}^L \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

3. Realização o cálculo da média aritmética dos valores dos julgamentos dos L especialistas por meio da Equação 4.14;

$$\tilde{a}_{ij} = \frac{\sum_{L=1}^L \tilde{a}_{ij}}{L} \quad (4.4)$$

4. Após este cálculo define-se a média geométrica *fuzzy* \tilde{r}_i , dado pela equação (4.5) e os pesos *fuzzy* \hat{w}_i , equação 4.16;

$$\tilde{r}_i = (\tilde{a}_{i1} \times \dots \times \tilde{a}_{ij} \times \dots \times \tilde{a}_{in})^{\frac{1}{n}} \quad (4.5)$$

$$\begin{aligned} \tilde{w}_i &= \tilde{r}_i \times (\tilde{r}_1 + \dots + \tilde{r}_i + \dots + \tilde{r}_n)^{-1} \\ &= (lwi, mwi, uwi) \end{aligned} \quad (4.6)$$

O peso *fuzzy* é indicado por um número *fuzzy* triangular, no qual lwi, mwi, uwi representam os valores baixos, médio e superior do peso, respectivamente do i -ésimo critério.

5. O método *Center of Area* (COA) é utilizado como um método de defuzzificação. O valor não *fuzzy* M_i do \tilde{w}_i pode ser obtido por meio da Equação 4.17 e o peso normalizado N_i é dado pela Equação 4.18.

$$M_i = \frac{lwi, mwi, uwi}{3} \quad (4.7)$$

$$N_i = \frac{M_i}{\sum_{i=1}^n M_i} \quad (4.8)$$

4.2.3.3 Aplicação do Método e Análise dos Resultados

Como mencionado, o método escolhido foi o método multicritério com uma abordagem de clusterização ordenada. Dessa forma, após a elicitación dos limiares de preferência e indiferença do decisor e o estabelecimento dos pesos dos critérios foi possível realizar o cálculo do grau de sobreclassificação do PROMETHEE I. Dessa forma, as informações obtidas na entrevista juntamente com os dados coletados serviram de *input* na aplicação do método. Além disso, foram gerados clusters com a utilização do *software RStudio*, utilizando os pacotes *factoextra* e *cluster*, utilizando o algoritmo *k-means*. Em seguida foi realizado uma comparativo entre os resultados obtidos com a clusterização *k-means* e o método supracitado afim de realizar uma análise dos resultados com a utilização de um método multicritério e um método baseado em conceitos estatísticos.

5 APLICAÇÃO DO MÉTODO MULTICRITÉRIO COM ABORDAGEM DE CLUSTERIZAÇÃO ORDENADA

Este capítulo aborda a aplicação de um MCDA sugerido por De Smet et al. (2012). Dessa forma, a partir das informações coletadas das etapas anteriores é iniciada a aplicação do método dividido inicialmente em três seções: identificação dos critérios e alternativas, estabelecimento dos pesos dos critérios e geração da matriz de preferência agregada.

5.1 Identificação dos Critérios e das Alternativas

Para a aplicação do método, inicialmente é necessário o estabelecimento das alternativas e dos critérios que serão utilizados. Como o presente estudo propõe a aplicação do método na análise de ações do setor bancário, as alternativas foram definidas como os bancos e os indicadores fundamentalistas foram definidos como os critérios analisados para a alocação de capital. Dessa forma, as alternativas utilizadas e seus códigos de negociação na B3 estão expostos na Tabela 3.

Tabela 3- Descrição das alternativas

Sigla	Código	Alternativa	Sigla	Código	Alternativa
A1	BEES3	Banestes	A10	BMIN4	Mercantil
A2	ABCB4	ABC	A11	BNBR3	Nordeste
A3	BRIV3	Alfa	A12	BPAN4	Pan
A4	BAZA3	Amazonia	A13	PINE4	Pine
A5	BBDC4	Bradesco	A14	SANB4	Santander
A6	BBAS3	Banco do Brasil	A15	BSLI3	Brasília
A7	BGIP3	Banese	A16	ITUB3	Itaú
A8	BPAR3	Pará	A17	BPAC3	BTG
A9	BRSR3	Rio Grande do Sul			

Fonte: A Autora (2021)

Os critérios escolhidos, suas áreas e respectivas referências estão apresentados no Quadro 7. A seguir será apresentado um detalhamento acerca da definição das áreas, dos indicadores fundamentalistas utilizados.

Quadro 7- Áreas, indicadores e referências utilizadas

Área	Indicador	Referências
Mercado	Lucro por ação	Assaf Neto (2015), Santos(2017) , Avrikan e Morita (2019) e Jiang et al. (2019)
	<i>Payout</i>	Assaf Neto (2015)

Análise de Capital	Independência Financeira	Pinheiro (2008), Santos (2017) e Assaf Neto (2017)
	Basileia	FMI(2001), Assaf Neto (2017) e Santos (2017)
Rentabilidade	ROA	Matarazzo (2010), Growe et al. (2014), Shona e Tzeng (2015a), Adenato (2016), Mohanran et al. (2018), Razayev (2019), Ibrahim (2020) e Shin et al. (2020)
	ROE	Avrikan e Morita (2010), Matarazzo (2010), Shona e Tzeng (2015), Mohanran et al. (2018), Jiang et al. (2019), Ibrahim (2020) e Shin et al. (2020)
	Lucro Líquido	Shen e Tzeng (2014), Shen e Tzeng (2015a), Adinoto (2016) e Rzayev (2019).
Solvência e Liquidez	Liquidez corrente	Pinheiro (2008), Shen e Tzeng (2014), Growe Shin et al. (2014), Shen e Tzeng (2015a), Shen e Tzeng (2015b) e Rzayev (2019).
	Giro do ativo	Assaf Neto (2017), Shen e Tzeng (2015a) e Jiang Shin et al. (2019).
	Participação em empréstimos	Shen e Tzeng (2014), Growe Shin et al. (2014), Shen e Tzeng (2015b), Santos (2017) e Rzayev (2019)
Tamanho	Provisão de créditos duvidosos	Growe et al. (2014), Assaf Neto (2015), Shen e Tzeng (2015b) e Santos (2017)
	Variação dos ativos totais	Avrikan e Morita (2010), Shen e Tzeng (2014), Shen e Tzeng (2015b) e Mohanran et al. (2018).

Fonte: A Autora (2021)

5.1.1 Mercado

Os indicadores de mercado relacionam o valor de mercado da empresa, medido pelo preço de sua ação, com alguns valores contábeis. Esses indicadores fornecem informações sobre como os analistas do mercado avaliam o desempenho da empresa em termos de risco e retorno. Tendem a refletir, em termos relativos, a avaliação que os acionistas ordinários fazem de todos os aspectos do passado da empresa e do desempenho futuro esperado (GITMAN, 2010). Nesta área, estão alocados os indicadores Lucro por Ação (LPA) e *Payout*.

O LPA representa o desempenho (lucro) de cada ação distribuída para negociação no mercado e quanto maior for este indicador maior a lucratividade por ação da empresa, dado pela Equação 5.1. A variação LPA, aponta se houve evolução ou involução no preço da ação nos períodos analisados. Assim, quanto maior este indicador, maior a lucratividade por ação da empresa (SANTOS, 2017). Assaf Neto (2008) destaca que esse indicador não revela o quanto cada acionista irá efetivamente receber em função do retorno produzido na aplicação de seus capitais. O indicador denota a parcela do lucro líquido pertencente a cada ação, sendo que sua distribuição é definida pela política de dividendos da empresa.

$$\text{LPA} = \frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Número de ações emitidas}} \quad (5.1)$$

O *Payout* é o indicador que relaciona os dividendos distribuídos pela empresa com algum outro indicador que ressalte a participação relativa dos rendimentos. Esse indica os dividendos ou juros sobre capital distribuídos aos acionistas como uma porcentagem do LPA, como pode ser visto na Equação 5.2 (ASSAF NETO, 2008). A partir desse indicador o investidor pode avaliar o quando a empresa está distribuindo e o quanto está retendo de lucro para investir de suas operações.

$$\text{Payout} = \frac{(\text{Dividendos} + \text{Juros sobre capital próprio})}{\text{Lucro por Ação}} \quad (5.2)$$

5.1.2 Análise de Capital

A atividade dos negócios bancários é bastante sensível às condições econômicas, à política monetária e ao comportamento das taxas de juros. O montante de capital próprio a ser mantido por uma instituição financeira é fortemente dependente do risco assumido em seus negócios. A adequação e disponibilidade de capital determinam, em última análise, a robustez das instituições do sistema financeiro. Dentro da relevância que as instituições financeiras têm na economia de um país, alguns indicadores são utilizados visando identificar o volume adequado de capital próprio das instituições (FMI, 2001; ASSAF NETO, 2015).

Os indicadores de análise de capital utilizados no estudo foram independência financeira e o índice Basileia. A independência financeira ou grau de independência financeira, Equação 5.3, evidencia o quanto de capital próprio da instituição bancária representa do ativo total.

$$\text{Independência Financeira} = \frac{\text{Patrimônio líquido}}{\text{Ativo total}} \quad (5.3)$$

O indicador Basileia traz a relação do capital regulatório e seus ativos ponderados ao risco, como visto na Equação 5.4, onde para os demais países integrantes do G7 e o Brasil esse indicador é de 11% (GODOI et al., 2016). O Basileia foi introduzido pelo acordo de Basileia I, que teve como objetivo estabelecer controles sobre a atividade bancária e reduzir riscos de insolvência. Uma vez que, quanto menor a participação do capital próprio das empresas nas operações mais alta é alavancagem dos bancos, desta forma o acordo propôs um valor de equilíbrio do patrimônio líquido dos bancos voltado a solvência e a segurança do sistema financeiro. Têm-se que quanto maior o Basileia,

menor é a probabilidade de insolvência do banco (ASSAF NETO, 2015; SANTOS, 2017).

$$\text{Basileia} = \frac{\text{Patrimônio de referência}}{\text{Ativos ponderados pelo risco}} \quad (5.4)$$

5.1.3 Rentabilidade

Os indicadores de rentabilidade permitem aos investidores avaliarem os lucros da empresa em relação a um dado nível de ativos ou ao investimento dos proprietários. Se não houvesse lucro, uma empresa não atrairia capital externo. Proprietários, credores e administradores dão muita atenção à expansão dos lucros por causa da grande importância que o mercado lhes atribui (GITMAN, 2010). A rentabilidade é um determinante crítico da força corporativa, afetando o crescimento do capital, atração de investimento, capacidade operacional e capacidade de resistir a eventos adversos (FMI, 2001).

A atividade bancária comporta-se similarmente aos demais tipos de negócios, diferenciando-se basicamente pela natureza dos fatores colocados à disposição. Numa instituição financeira, os recursos captados representam suas matérias primas, que são negociadas principalmente sob a forma de créditos e empréstimos concedidos e investimentos. Como todo negócio, o banco tem por objetivo maximizar a riqueza de seus proprietários pelo estabelecimento de uma adequada relação risco-retorno (ASSAF NETO, 2018). Os indicadores que estão na área de rentabilidade no estudo são: ROE (*Return On Equity*), ROA (*Return On Assets*) e lucro líquido.

O ROE vai medir o retorno sobre o investimento dos acionistas. Assaf Neto (2015) complementa que este indicador fornece o ganho percentual auferido pelos proprietários como consequência das margens de lucro, da eficiência operacional, do *leverage* e do planejamento financeiro. Dado pela equação 5.5:

$$\text{ROE} = \frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}} \quad (5.5)$$

Apresentado na Equação 5.6, o ROA fornece informações sobre a eficiência com que um banco está sendo administrado, pois indica o quanto de lucro são gerados por cada valor monetário de ativos (SANTOS, 2017). Esse indicador permite identificar o quanto a empresa pode, a partir de recursos próprios ou de terceiros, obter retorno.

$$\text{ROA} = \frac{\text{Lucro líquido}}{\text{Ativo Total}} \quad (5.6)$$

Um outro indicador utilizado para avaliar a rentabilidade é o lucro líquido. Segundo Silva e Rodrigues (2018) esse indicador é o resultado mediante o cálculo das receitas e despesas financeiras, o resultado dos impostos sobre os lucros e as participações no lucro. É o resultado que efetivamente pertence aos proprietários da empresa.

5.1.4 Solvência e Liquidez

Uma instituição financeira pode ser considerada solvente quando o valor dos seus ativos superar o valor dos passivos de diferentes naturezas, formando um excedente definido como patrimônio líquido. No entanto, a liquidez bancária dos bancos irá refletir a capacidade financeira da instituição em atender prontamente toda a demanda de recursos por caixa. A posição de liquidez releva a habilidade de uma instituição financeira de gerar caixa de maneira a atender adequadamente suas obrigações financeiras. Com isso, a gestão da liquidez busca o equilíbrio entre os prazos das dívidas e os prazos do ativo a fim de evitar insolvência (PINHEIRO, 2008; ASSAF NETO 2015). Os indicadores utilizados para a análise dessa área são liquidez corrente, giro do ativo e participação em empréstimos.

A liquidez corrente mostra quantas vezes o ativo circulante corresponde ao passivo circulante. Podendo assumir que para cada R\$ de dívidas vencíveis a curto prazo, a empresa irá dispor de x ativos realizáveis a curto prazo. Ou seja, o quanto existe de ativo circulante para cada R\$ de dívida a curto prazo (PINHEIRO, 2019). Esse indicador é calculado a partir da Equação 5.7:

$$\text{Liquidez Corrente} = \frac{\text{Ativo circulante}}{\text{Passivo circulante}} \quad (5.7)$$

O mesmo autor afirma que o indicador giro do ativo, calculado por meio da Equação 5.8, nos informa o número de vezes que o ativo total da empresa girou em um determinado exercício em função da receita gerada. Quanto maior se apresentar esse giro, melhor terá sido o desempenho, com retorno das aplicações.

$$\text{Giro do ativo} = \frac{\text{Receita líquida}}{\text{Ativo total}} \quad (5.8)$$

A participação nos empréstimos irá nos indicar o percentual do ativo total de um banco que se encontra em operações de créditos. Os empréstimos são ativos de baixa liquidez, apresentando-se geralmente inegociáveis até o seu vencimento. Assim, índices mais elevados de empréstimos em relação aos ativos totais revelam baixo nível de

liquidez da instituição e uma indicação de incremento dos seus resultados operacionais (ASSAF NETO, 2015). O cálculo do indicador pode ser visto na Equação 5.9:

$$\text{Participação em empréstimos} = \frac{\text{Operações de crédito}}{\text{Ativo total}} \quad (5.9)$$

5.1.5 Tamanho

Os indicadores do tamanho podem fornecer aos investidores informações acerca do crescimento da instituição financeira em um dado período. Uma taxa elevada de crescimento é geralmente considerada um sinal positivo, ao passo que uma baixa taxa de crescimento pode estar relacionada a uma perda de mercado (CHRISTIAN; MOFFIT; SUBBERLY, 2008). Além disso pesquisas realizadas por Fama e French (1992) e Bessler et al. (2009) encontraram que o tamanho da empresa é uma das principais condições que explicam o alto retorno em suas ações. Os indicadores selecionados na área foram provisão de créditos duvidosos e variação dos ativos totais. O indicador fundamentalista variação dos ativos totais (ΔAT), dado pela Equação 5.10, mostra a variação que a empresa teve em seus ativos relacionado ao ano anterior.

$$\Delta AT = \left(\frac{\text{Ativos totais}_t}{\text{Ativos totais}_{t-1}} \right)^{-1} \quad (5.10)$$

Onde o t representa o período em que está sendo analisado.

Segundo Silva e Robles Júnior (2018) os bancos têm o crédito como principal produto, desta forma a provisão de créditos duvidosos (PCD) assume um papel relevante, visto que mensurada corretamente, a provisão revela a qualidade da carteira de crédito, além de permitir a criação de mecanismos efetivos para o gerenciamento do risco de crédito. Assim, esse indicador refere-se a um valor provisionado no final de cada exercício social para cobrir, no exercício seguinte, qualquer perda decorrente do não recebimento de direitos da empresa. A Equação para o indicador está dado em 5.11:

$$PCD = \left(\frac{PCD_t}{PCD_{t-1}} \right)^{-1} \quad (5.11)$$

Onde o t representa o período em que está sendo analisado.

5.2 Estabelecimento dos Pesos

Por meio da aplicação do questionário, foi obtido o julgamento do decisor sobre o desempenho dos bancos nos critérios de decisão supracitados. Utilizando as equações 4.11 e 4.12, verificou-se a consistência dos julgamentos coletados, onde o resultado está

apresentado na Tabela 5. Com o valor da razão de consistência menor 0,10, é possível constatar que os julgamentos realizados foram consistentes.

Tabela 4 - Índice de consistência

Razão de Consistência	
RC	0,003

Fonte: A Autora (2021)

Em seguida, foram realizados os cálculos para a obtenção dos valores dos pesos utilizando o FAHP por meio do método da média geométrica. A tabela 6 apresenta os pesos obtidos para cada critério.

Tabela 5 - Pesos dos critérios

Critério	Descrição	Peso
C3	ROE	0,228
C5	Lucro líquido	0,228
C8	Liquidez corrente	0,127
C9	LPA	0,127
C4	ROA	0,062
C11	Independência Financeira	0,062
C1	Variação dos ativos totais	0,061
C6	Giro do ativo	0,028
C12	Basileia	0,028
C10	<i>Payout</i>	0,018
C2	Provisão de créditos duvidosos	0,016
C7	Participação em empréstimos	0,015

Fonte: A Autora (2021)

5.3 Determinação da Matriz de Preferência

Antes de realizar a aplicação do método, é necessário obter os valores que compõem a matriz de preferência. Como já mencionado, o método escolhido utiliza princípios do PROMETHEE I, dessa forma, é necessário o estabelecimento dos valores dos limiares de preferência (p) e de indiferença (q) para cada critério, para que posteriormente seja realizado o cálculo da função $P_h(a_i, a_j)$. Estes limiares foram definidos pelo decisor juntamente com o analista, como pode ser observado nas equações 5.12-14.

$$y_i = máx_i - mín_i \quad (5.12)$$

$$p = 0,10 * y_i \quad (5.13)$$

$$q = 0,15 * y_i \quad (5.14)$$

Onde foi calculado o valor da amplitude y_i (diferença entre o maior e o menor valor) para o critério i e a partir disso, foi definido que o limiar de indiferença é igual a 10% do valor da amplitude e o limiar de indiferença é igual a 15% do valor da amplitude. A tabela 6 apresenta os critérios com seus respectivos limiares.

Tabela 6 - Limiares de preferência e indiferença

Critérios	Limiares	
	Preferência (p)	Indiferença (q)
C1	0,0386	0,0579
C2	1.343.200.000.000.000,00	2.014.800.000.000.000,00
C3	0,008826	0,013239
C4	0,04605	0,069075
C5	277.930.000.000.000,00	416.895.000.000.000,00
C6	0,024	0,036
C7	0,02669	0,040035
C8	0,507	0,7605
C9	2,109	3,1635
C10	0,094	0,141
C11	0,0936	0,1404
C12	0,019	0,0285

Fonte: A Autora (2021)

De posse dos limiares, a função $P_h(a_i, a_j)$ utilizada no estudo foi do tipo IV ou área de indiferença. Na qual, o valor será igual a 1 caso a diferença entre o desempenho das alternativas seja maior que p , será igual a 0 se esse desempenho tiver um valor menor ou igual a q e a função terá o valor igual a 0,5 caso o desempenho seja maior que q e menor ou igual a p . Não foi escolhida a função pseudo critério, que também utilizam os limiares p e q , pois segundo Gomes et al. (2002) neste caso existe uma preferência fraca entre a preferência estrita e a indiferença, caso que não ocorre no estudo.

Posteriormente, foi realizada a elaboração da matriz preferência agregada, onde realizou o cálculo do grau de sobreclassificação a partir da Equação 2.1, utilizando os dados da matriz de consequência, dos pesos e da função $P_h(a_i, a_j)$. Com a matriz foi observado a obtenção de muitos valores de π iguais, caso que não pode acontecer, uma vez que o algoritmo utilizado identifica a melhor partição ordenada de K segundo uma

ordem lexicográfica. Dessa forma, optou-se por realizar o cálculo de φ apresentado nas Equações 5.1 e 5.2, que utilizou os valores já calculados do grau de sobreclassificação.

Em seguida, ainda foram observados alguns valores de $\varphi(a_i, a_i)$ iguais, logo foi adicionado o valor da constante ϵ igual a 0,0001, obtendo assim a matriz de preferência agregada.

$$\varphi(a_i, a_j) = \left((\pi(a_i, a_j) - \pi(a_j, a_i)) \right) \cdot (-1) \quad (5.15)$$

$$\varphi(a_j, a_i) = -\varphi(a_i, a_j) \quad (5.16)$$

6 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir da aplicação do método utilizado, afim de mostrar sua usabilidade e benefícios, em complemento, é apresentado um comparativo entre este método e o algoritmo *k-means*. Vale ressaltar que os fundamentos teóricos e a revisão da literatura serviram como suporte para aplicação dos métodos.

6.1 Resultados da Partição Ordenada K

Na aplicação do MCDA com abordagem de clusterização ordenada proposto por De Smet et al. (2012), o conjunto de alternativas, a matriz de preferência agregada e o número k de clusters são requeridos como a entrada para o algoritmo. Diferentemente dos métodos de classificação, o método utilizado não tem o número de clusters predefinido. De forma que seja possível identificar qual partição está mais condizente com suas preferências, é analisado o comportamento dos diferentes valores de k partições. Portanto, adotou-se os valores de $k=3$, $k=4$, $k=5$ e $k=6$. Na Tabela 8 está apresentado o resultado dos clusters obtidos para $k=3$, onde o cluster 1 é preferível ao cluster 2 e ao cluster 3.

Tabela 7 - Resultado da partição ordenada para $k=3$

Para $k=3$		
Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Bradesco	Banese	Banestes
Banco do Brasil	R. G. do Sul	ABC
Pará	Mercantil	Alfa
Nordeste	Santander	Amazonia
Itaú	Brasília	Pan
	BTG	Pine

Fonte: A Autora (2021)

No cluster de número 1, encontram-se cinco bancos, neste estão incluídos três dos maiores do país. Os bancos Pará e Nordeste apresentaram bons resultados nos critérios ROE e lucro líquido para o ano de estudo, critérios que obtiveram um alto grau de importância segundo a preferência do decisor, o que pode explicar a alocação destes bancos junto com outros bancos de grande porte. No cluster 2, foram designados seis bancos que apresentam um desempenho um pouco abaixo que o Cluster 1. Embora o Santander seja um banco de grande porte, pode-se perceber que não teve um bom resultado nos critérios que possuem maior importância para a análise, ficando próximo

dos bancos de médio e pequeno porte. O cluster de número 3 contém seis bancos, como o algoritmo estabelece os clusters em ordenação decrescente, estes não apresentaram um desempenho satisfatório comparado aos clusters anteriores. É importante destacar que o método não apresenta uma ordenação das alternativas, apenas ordenações dos clusters.

Na Tabela 9, está apresentado como ficou a alocação em 4 clusters. No cluster 1, de melhor desempenho, com relação ao resultado para $k=3$ apenas houve a retirada do banco Pará, confirmando o bom desempenho dos quatro bancos incluídos neste cluster. Já no cluster 4 encontram-se os bancos que não obtiveram um bom desempenho, estes são bancos regionais e estaduais de médio e pequeno, os bancos Amazonia e Alfa, por exemplo não apresentaram bons resultados para o ROA, ROE, LPA e liquidez, critérios que apresentam relevância em relação as preferências do decisor. Destaca-se ainda que o único banco que no critério de variação dos ativos totais apresentou um valor negativo foi o Alfa, indicando que obteve uma diminuição relacionada ao valor do seu ativo.

Tabela 8 - Resultado da partição ordenada para $k=4$

Para $k=4$			
Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Bradesco	Banese	Banestes	Alfa
Banco do Brasil	Pará	ABC	Amazonia
Nordeste	Santander	R. G. do Sul	Pine
Itaú	Brasília	Mercantil	
		Pan	
		BTG	

Fonte: A Autora (2021)

Com a mudança para $k=5$, apresentado na Tabela 10, não houve mudanças nos cluster 1 e 2. Os bancos que compõem o cluster 3 alcançaram bons resultados relacionados aos critérios de independência financeira, giro do ativo, *payout* e índice de liquidez, porém devido estes critérios não apresentarem o mais alto grau de importância para o decisor, os bancos foram alocados no terceiro cluster.

Tabela 9 - Resultado da partição ordenada para $k=5$

Para $k=5$				
Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
Bradesco	Banese	Banestes	Alfa	Pine
Banco do Brasil	Pará	ABC	Amazonia	
Nordeste	Santander	R. G. do Sul	Pan	
Itaú	Brasília	Mercantil		

Por fim, na Tabela 11 está apresentado como ficaram os clusters para $k=6$, onde no aumento do número de k não houve mudanças apenas nos clusters 1 e 2. No cluster 1, estão os bancos com melhores desempenhos, o Banco do Brasil, Bradesco, Nordeste e Itaú. Caso o investidor decidisse investir nos bancos alocados nestes, obteriam retorno positivo. Uma vez que mesmo em situação de crise, devido a pandemia do Covid-19, estes apresentaram resultados positivos de acordo com os relatórios financeiros divulgados no primeiro trimestre de 2021. Por exemplo, os bancos Bradesco, Itaú e do Brasil apresentaram um aumento de 73,6%, 63,6%, 33% e 14%, respectivamente, no lucro líquido em relação ao primeiro trimestre do ano anterior.

Foi observado que para todos os valores adotados de k , o banco Pine sempre permaneceu no cluster de última posição. Ao analisar, percebe-se que o critério ROE para este banco obteve um valor negativo, como este critério diz sobre a rentabilidade obtida, o ROE negativo indica que o banco não obteve lucro, mas sim prejuízo. Aliado a isso, o valor da liquidez corrente resultou em um valor baixo, indicando que se caso o banco necessitasse realizar o pagamento de suas obrigações poderia acontecer de não ter os recursos. Em virtude do desempenho pouco satisfatório do banco no ano de estudo, o mesmo acontece com os critérios LPA e *payout*.

Tabela 10 - Resultado da partição ordenada para $k=6$

Para $k=6$					
Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6
Bradesco	Banese	Banestes	Mercantil	Alfa	Pine
Banco do Brasil	Pará	ABC	R. G. do Sul	Amazonia	
Nordeste	Santander	BTG		Pan	
Itaú	Brasília				

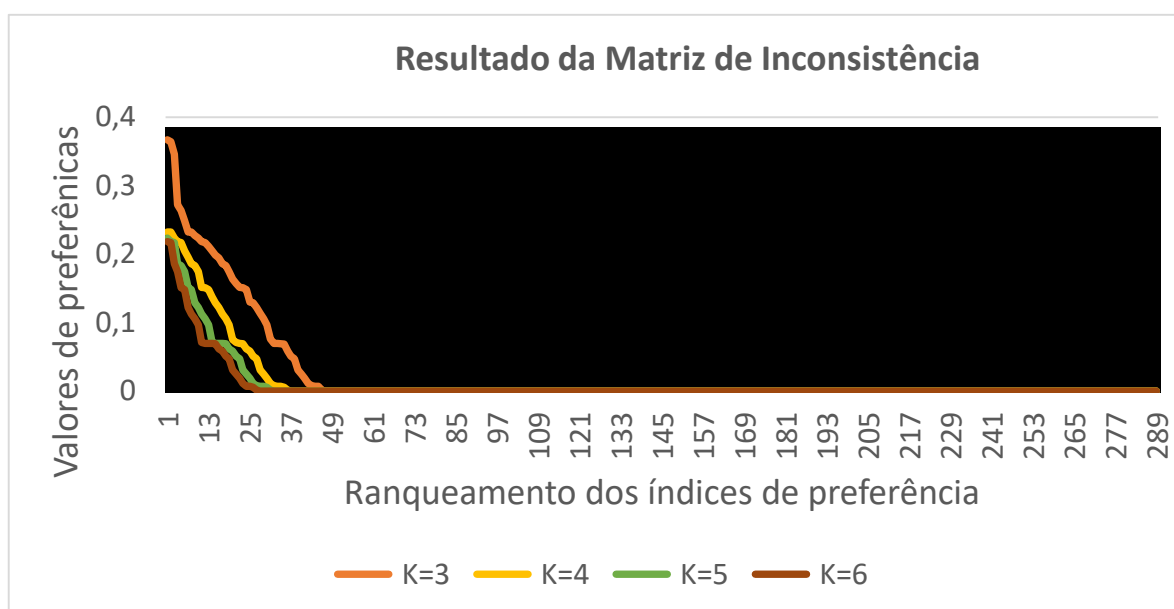
Fonte: A Autora (2021)

Uma vez que o número de clusters utilizados devem ser fixados anteriormente, o decisor pode precisar de auxílio quanto a determinação deste número. Nesta situação, pode-se determinar o melhor vetor lexicográfico para diferentes valores de k , este vetor é obtido através da ordenação decrescente das melhores matrizes de inconsistências (DE SMET; NEMERY; SELVARAJ; 2012). A partir do Gráfico 6, é possível observar um comportamento de homogeneidade e coerência na ordem conforme o número de partições

ordenadas vai aumentado, entre $k=3$ e $k=5$, isto ocorre devido a diminuição no número de inconsistência encontradas. No entanto, não há um ganho substancial relacionado a $k=5$ e $k=6$.

Este gráfico pode auxiliar o decisor na tomada de decisão do melhor número de cluster, segundo suas preferências, caso ele ainda não tenha conhecimento sobre qual seja o número ideal de clusters. A partir da análise do decisor com relação a indicadores fundamentalistas, foram analisadas diferentes configurações dos clusters para k partições. Dessa forma, com os resultados obtidos a partir da matriz de inconsistência, as partições de $k=4$ e $k=5$ já se mostram uma escolha adequada.

Gráfico 6 - Melhores vetores ordenados relacionados à partição ordenada



Fonte: A Autora (2021)

6.2 Comparativo entre o Algoritmo de Clusterização *k-means* e o MCDA com Abordagem de Clusterização Ordenada

De forma a analisar o comportamento dos clusters formadas por meio de duas metodologias diferentes, o *k-means* e o MCDA com abordagem de clusterização ordenada, foi aplicada a clusterização *k-means* nos indicadores fundamentalistas utilizados no estudo. Segundo Wu et al. (2009), o algoritmo *k-means* é um método iterativo simples para particionar um determinado conjunto de dados em um número especificado de clusters k . Como medida de similaridade, adota a distância Euclidiana, definida como a distância em linha direta entre dois pontos que representam os objetos. Nas

Tabelas 12, 13 e 14 e na Figura 10 estão apresentados os resultados obtidos para $k=3$, $k=4$, $k=5$ e $k=6$.

Tabela 11 - Partição obtida utilizando K-means ($k=3$ e $k=4$)

Para $k=3$			Para $k=4$			
Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Santander	Banese	Banestes	Banestes	Bradesco	BTG	Santander
	Bradesco	ABC	ABC	Banco do Brasil		
	Itaú	R. G. do Sul	R. G. do Sul	Itaú		
		Mercantil	Mercantil			
		Pan	Pan			
		BTG	Alfa			
		Alfa	Amazonia			
		Amazonia	Pine			
		Pine	Banese			
		Nordeste	Pará			
		Pará	Brasília			
		Brasília	Nordeste			
		Banco do Brasil				

Fonte: A Autora (2021)

Tabela 12 - Partição obtida utilizando K-means ($k=5$)

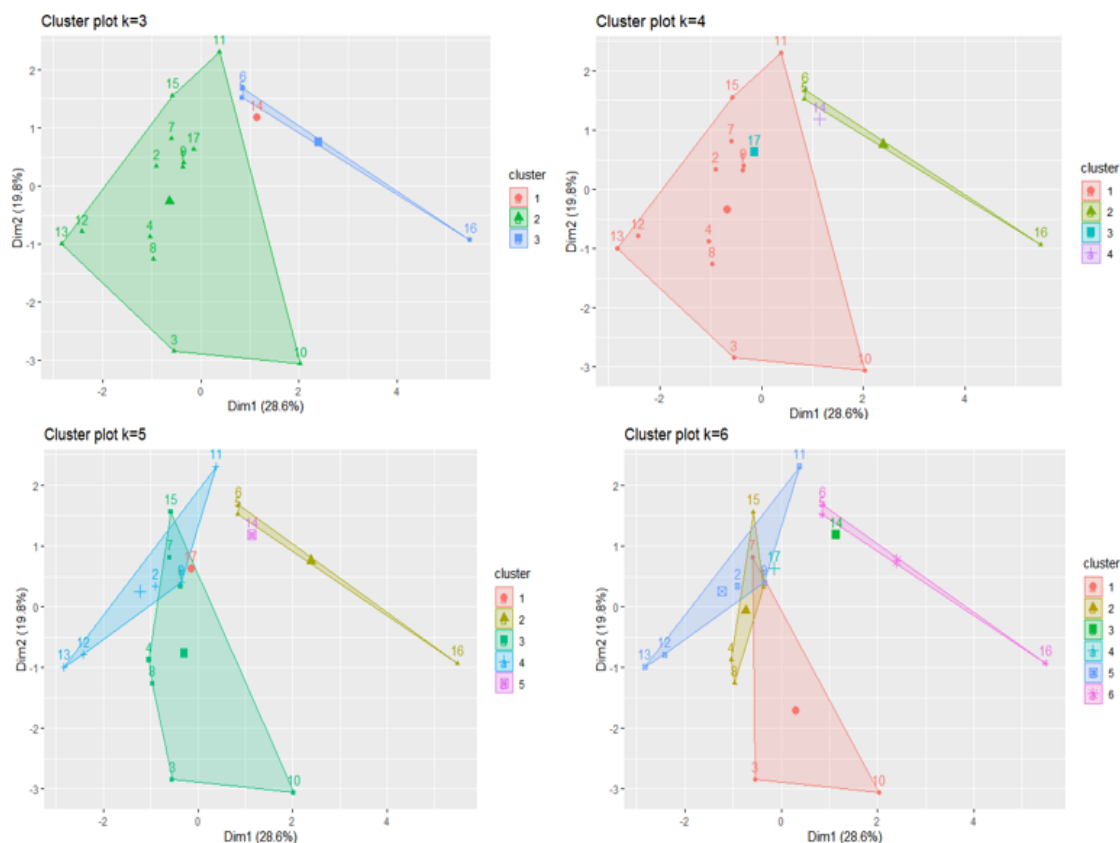
Para $k=5$				
Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
BTG	Bradesco	Banese	ABC	Santander
	Banco do Brasil	Banestes	R. G. do Sul	
	Itaú	Mercantil	Nordeste	
		Alfa	Pan	
		Amazonia		
		Pine		
		Pará		
		Brasília		

Fonte: A Autora (2021)

Tabela 13- Partição obtida utilizando K-means ($k=6$)

Para $k=6$					
Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6
Alfa	Banestes	Santander	BTG	ABC	Bradesco
Banese	Amazonia			R. G. do Sul	Banco do Brasil
Mercantil	Pará			Nordeste	Itaú
	Brasília			Pan	
				Pine	

Fonte: A Autora (2021)

Figura 9 - Clusters obtidos com o K-means para $k=3$, $k=4$, $k=5$ e $k=6$ 

Fonte: A Autora (2021)

Para a primeira situação em que $k=3$, o cluster 3 conteve a maior quantidade de bancos, totalizando 13, e conforme o número de k vai aumentando observa-se uma distribuição no número de bancos entre os clusters. Como o *k-means* utiliza a medida de similaridade, é esperado que bancos que obtenham desempenhos similares em seus indicadores estejam no mesmo cluster.

Outras situações podem ser analisadas, como por exemplo, o banco Santander permaneceu sozinho no cluster, embora houvessem alterações no número de k , esta situação pode ser explicada em razão dos valores de seus indicadores fundamentalistas diferirem consideravelmente dos demais bancos, o mesmo aconteceu para o banco BTG.

É observado também que bancos com desempenhos similares, mesmo com o aumento do número de clusters, continuaram no mesmo cluster para $k=4$, $k=5$ e $k=6$, é o exemplo do banco do Brasil, Itaú e Bradesco. Os bancos de médio e pequeno porte ABC, Nordeste, Rio Grande do Sul e Pan também permaneceram no mesmo cluster, estes

resultados apresentam uma relação direta com a distância euclidiana, que foi calculada a partir dos indicadores, evidenciando a semelhança que é utilizada no agrupamento.

Os resultados obtidos por meio dos dois métodos diferem, porém vale ressaltar que o *k-means* leva a uma partição sem nenhuma relação entre os clusters, ao contrário do método MCDA que resulta em clusters e a ordenação destes. Dessa forma, vale ressaltar que, a depender da situação e do que o decisor está interessado em obter com a aplicação do método, ambos fornecem resultados coerentes.

Outro fato que pode ser avaliado é que o método MCDA utiliza as preferências do decisor quanto o grau de importância dos indicadores, isso resulta em uma ordem decrescente de clusters com os bancos que tiveram melhores desempenhos, caso que não acontece em métodos de classificação. Esse método pode auxiliar na tomada de decisão, uma vez que, o método fornece clusters com os bancos que obtiveram melhores resultados segundo suas preferências. Ainda vale destacar que, as empresas de capital aberto fornecem relatórios financeiros que possibilitam o cálculo de diversos indicadores fundamentalistas, porém com o estabelecimento dos indicadores que têm mais relevância para o decisor, a aplicação do método MCDA possibilita a realização de uma análise mais direcionada e assertiva.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No capítulo que segue, são apresentadas as conclusões da presente pesquisa, limitações encontradas e propostas para trabalhos futuros.

7.1 Conclusões

O investimento em renda variável, por meio da compra e venda de ações, é um mecanismo utilizado por investidores para obter um retorno positivo. Entretanto, devido ao estar inserido em um ambiente dinâmico e complexo, é necessário realizar análises com cautela antes de fazer a alocação de capital. Neste cenário, este trabalho propôs a utilização de um MCDA com abordagem de clusterização ordenada de forma a apoiar o decisor, segundo suas preferências, quanto a realização de investimento em ações em bancos brasileiros que possuem bons desempenhos baseados em seus indicadores fundamentalistas.

Como visto, o objetivo foi alcançado, uma vez que a partir da obtenção das partições ordenada para $k=3$, $k=4$, $k=5$ e $k=6$ o decisor pode analisar os bancos assim como a formação dos clusters de forma ordenada, onde através da elicitación de suas preferências, é estabelecido o grau de importância dos critérios utilizados em sua análise. Neste contexto, foram analisados os desempenhos obtidos pelos bancos alocados no cluster de melhor posição, e os resultados destes para o primeiro trimestre de 2021 apresentaram um retorno positivo.

Além disso, caso aconteça a situação em que o decisor está em dúvida quanto a definição do número de partições k irá analisar, o método fornece uma ordenação dos melhores vetores relacionados as partições, onde através deste é possível realizar a avaliação da relação entre as inconsistências e o número de partições geradas auxiliando na escolha de k .

Em complemento ao encontrado, foi realizada uma comparação entre a formação de clusters com o algoritmo *k-means* e com o MCDA com abordagem de clusterização ordenada. Este segundo forneceu um resultado mais direcionado, uma vez que, insere as preferências do decisor na análise e estabelece uma ordem entre eles. Porém vale ressaltar que, ambos os métodos apresentaram resultados satisfatórios.

Do ponto de vista acadêmico, foi possível concluir que a aplicação do método contribui com a lacuna identificada na literatura quanto a aplicação de MCDA com

abordagem de clusterização ordenada em análise de investimentos em ações, tal como contribuindo para ampliação do entendimento das instituições financeiras brasileiras no mercado de ações.

Certo de que o mercado de capitais canaliza a poupança da sociedade para suprir as necessidades das companhias por recursos, este trabalho apresenta também contribuições do ponto de vista social. Uma vez que, auxiliando o investidor na decisão de alocações no mercado de maneira eficiente, o mercado irá gerar benefícios para toda a sociedade, com a disponibilização de capital e proporcionando liquidez para as empresas e investidores.

7.2 Limitações e Propostas para Trabalhos Futuros

Dentre as limitações encontradas no estudo, pode-se citar:

- Indisponibilidades de dados relacionados aos indicadores de alguns bancos listados no B3, o que fez a amostra de bancos analisados ser reduzida;
- Dificuldade na aplicação do questionário, visto que o estudo foi realizado no período da pandemia do Covid-19.

De forma geral, a aplicação do método rendeu resultados satisfatórios, no entanto para pesquisas futuras sugere-se:

- Aplicação do método utilizado durante um período de tempo, de forma que possa analisar a formação dos clusters, segundo os diferentes desempenhos das companhias ao longo dos anos;
- Aplicação do método em outros setores que compõem a B3;
- Realização de entrevistas com os três tipos de perfil de investidor, de forma a avaliar as mudanças que podem ocorrer nos resultados segundo as preferências em relação aos indicadores fundamentalistas;
- Analisar as variáveis macroeconômicas no período de estudo, de modo a identificar relações entre resultados dos indicadores fundamentalistas com a situação econômica em que o país está inserido.

REFERÊNCIAS

- ABIDIN, S. F. Z. et al. Clustering stock performance considering investor preference using a fuzzy inference system. *Symmetry*, v. 12, n. 17, p. 1-15, 2020.
- ADINOTO, S. Determinants Identification of Public Bank Stock Prices in Indonesia Based on Fundamental Analysis. *International Journal of Applied Business and Economic Research* 14, 4704-4712, 2016.f
- ALBADVI, A.; CHAHARSOOGHI, K.; ESFAHANIPOR, A. Decision making in stock trading: Na application of PROMETHEE. *European Journal of Operacional Research*, v. 117, p. 673-683, 2007.
- ALMEIDA, C. I. Análise comparativa de abordagens *fuzzy* AHP para segmentação de fornecedores sustentáveis com o *fuzzy* TOPSIS. 165 f. Dissertação (Mestrado Profissional em Inovação Tecnológica) – Universidade Federal do Triângulo Mineiro, Uberaba, 2019.
- ANBIMA- Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais. (2019). *Mercado de Capitais: Caminho para o desenvolvimento*. Disponível em: <<https://www.anbima.com.br/data/files/0A/D6/9F/C5/D9A956105B26D856A9A80AC2/Relatorio-Agenda-Mercado-de-Capitais-ANBIMA-B3-Digital.pdf>>. Acesso em: 04 fev. 2021.
- _____. (2021). *Boletim de Mercados de Capitais*. Disponível em: <https://www.anbima.com.br/pt_br/informar/relatorios/mercado-de-capitais/boletim-de-mercado-de-capitais/emissoes-domesticas-registraram-volume-de-r-370-bilhoes-em-2020.htm>. Acesso em: Acesso em: 05 de mar. 2021.
- ARAÚJO JÚNIOR, J. B. *Modelagem do processo de análise fundamentalista de uma empresa com utilização de vetores auto regressivos*. Dissertação (Mestrado, Programa Multinstitucional e Inter-Regional em Ciências Contábeis) UnB, UFPA e UFRN, 2009.
- ARIA, M.; CUCCURULLO, C. Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, v. 11, n. 4, p. 959–975, 2017.
- ASSAF NETO, A. *Estrutura e análise de balanços: Um enfoque econômico-financeiro*. 11 ed. São Paulo: Atlas, 2015.
- ASSAF NETO, A. *Mercado Financeiro*. 8 ed. São Paulo: Atlas, 2008.
- _____, A. *Mercado Financeiro*. 14 ed. São Paulo: Atlas, 2017.
- _____, A. *Mercado Financeiro*. 15 ed. São Paulo: Atlas, 2018.
- ATTA MILLS, E. F. E.; BAAFI, M. A.; AMOWINE, N.; ZENG, K. A hibridy grey MCDM approach for asset location: Evidence from China’s Shangai Stock exchange. *Journal of Business Economics and Management*, v. 21, n.2, p. 446–472, 2020.
- AOUNI, B.; DOUMPOS, M.; PÉREZ-GLADISH, B.; STEUER, R. E. On the increasing importance of multiple criteria decision aid methods for portfolio selection. *Journal of the Operational Research Society*, p. 1–18, 2018.

AVRIKAN, K. M.; MORITA, H. Predicting Japanese bank stock performance with a composite relative efficiency metric: A new investment tool. *Pacific-Basin Finance Journal*, v. 18(3), 255-271, 2010.

B3. (2020a). *Histórico pessoas físicas*. Disponível em: <http://www.b3.com.br/pt_br/market-data-e-indices/servicos-de-dados/market-data/consultas/mercado-a-vista/historico-pessoas-fisicas/> Acesso em 05 mar 2021.

B3 (2020b). B3 divulga estudo sobre os 2 milhões de investidores que entraram na bolsa em entre 2019 e 2020. Disponível em: http://www.b3.com.br/pt_br/noticias/investidores.htm. Acesso em: 28 de jun, 2021.

B3. (2020c). *Critério de classificação*. Disponível em: <http://www.b3.com.br/pt_br/produtos-e-servicos/negociacao/renda-variavel/acoes/consultas/criterio-de-classificacao/>. Acesso em: 04 fev. 2021.

ANCO CENTRAL DO BRASIL. Plano contábil das instituições financeiras do sistema financeiro nacional. *Elaboração e publicação das demonstrações financeiras*, Resolução CMN 4818, artigo 2. 31 de dezembro de 2010. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/aplica/cosif/manual/0902177180abf3fb.htm?fullName=22.%20Elabora%C3%A7%C3%A3o%20e%20Publica%C3%A7%C3%A3o%20das%20Demonstra%C3%A7%C3%B5es%20Financeiras>>. Acesso em: 01 fev. 2021.

BARADI, N. K.; MOHAPATRA, S. The Use of Technical and Fundamental Tools By Indian Stock Brokers. *International Journal of Business Analytics* v. 2, p. 60-73, 2015.

BARBOSA, R. R. Fintechs: A atuação das empresas de tecnologia de serviço financeiro no setor bancário e financeiro brasileiro. 2018. 129f. Dissertação (Mestrado em Administração) Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Administração. Porto Alegre, Rio Grande do Sul.

BASILIO, M. P.; FREITAS, J. G.; KÄMPFFE, M. G. F.; REGO, F. B. Investment portfolio formation via multicriteria decision aid: a Brazilian stock market study, *Journal of Modelling in Management*, 2018. doi.org/10.1108/JM2-02-2017-0021.

BELTON, V.; STEWART, J. *Multiple criteria decision analysis – an integrated approach*. Kluwer Academic Publishers, London, 2002.

BESKES, A.; DEMIR, H. H.; OSCAN H. K.; OKTEN, H. E. Landfill site selection using Fuzzy AHP and Fuzzy TOPSIS: a case study for Istanbul. *Environmental Earth Science*, v. 73, p. 3513-3521, 2015.

BESSLER, W.; DROBETZ, W.; ERDMANN, T.; H. ZIMMERMANN. Predictability in the cross-section of European bank stock returns. In: *European Financial Management Symposium 2009*, Audencia school of management, Nantes, France, 23-25, 2009.

BÍBLIA. *Davidico*. Tradução de João Ferreira de Almeida. Rio de Janeiro: King Cross Publicações, 2008. 1110 p. Velho Testamento e Novo Testamento.

- BRANS, J. P.; VINCKE, P. A preference ranking organization method (The PROMETHEE method for multiple criteria decision-making). *Management Science*, v. 31, p. 647- 656. 1985.
- BOAINAIM, P. G. *Ombro Cabeça Ombro: Testando a Lucratividade do Padrão Gráfico de Análise Técnica no Mercado de Ações Brasileiro*. São Paulo: IBMEC, 2008.
- BOUJELBEN, M. A. A unicriterion Analysis based on the PROMETHEE principles for Multicriteria ordered clustering. *Omega*, n. 69, p. 126-140. 2017.
- BUCLEY, J. J. Fuzzy Hierarchical Analysis. *Fuzzy Sets Systems*, v. 17, p. 233-247, 1985.
- CAIADO, J.; CRATO, N. Identifying common dynamic features in stock returns. *Quantitative Finance*, v. 10, n. 7, p. 797-807, 2010.
- CAILLOUX, O.; LAMBORAY, C.; NEMERY, P. A taxonomy of clustering procedures. Proceedings of the 66th meeting of the European working group on MCDA, 2007.
- CLEMENTE, T. R. N.; DE ALMEIDA, A. T.; DE ALMEIDA JÚNIOR, A. T. Comparação de metodologias de pesos substitutos para o método PROMETHEE II. XLVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. Porto de Galinhas/PE, p. 312-326, ago. 2015.
- CHAN, K. Y.; KWONG, C. K.; DILLON, T. S. *Computational Intelligence Techniques for New Product Design*. v. 403. Springer, 2012.
- CHANG, D. Y. Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. *European Journal of Operational Research*, v. 95, p. 649-655, 1996.
- CHAVES, D. A. T. Análise técnica e fundamentalista: divergências, similaridades e complementaridades. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, p. 119, 2004.
- CHRISTIAN, C.; MOFFITT, J. S.; SUBERLY, L. A. Fundamental Analysis for Evaluating Bank Performance. *Bank Accounting & Finance*, v. 21, n. 6, p. 17–24, 2008.
- COMISSÃO DE VALORES MOBILIÁRIOS-CVM. *Entendendo o mercado de valores mobiliários*. Disponível em: <https://www.investidor.gov.br/menu/primeiros_passos/Entendendo_mercado_valores.html>. Acesso em: 20 mar de 2021.
- CYREE, K. B.; DAVIDSON, T. R.; STOWE, J. D. Forming appropriate peer groups for bank research: a cluster analysis of bank financial statements. *Journal of Economics and Finance*, n 44, p 211–237, 2020.
- DE ALMEIDA, A. T. Modelagem multicritério para seleção de intervalos de manutenção preventiva baseada na teoria de utilidade multiatributo. *Pesquisa Operacional*, v. 25, p. 69-81, 2005.

_____, A. T. Additive-Veto Models for Choice and Ranking Multicriteria Decision Problems. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, v. 30, n. 06, p. 1350026, 2013a.

_____, A. T. *Processo de Decisão nas organizações: Construindo modelos de decisão multicritério*, 2013b.

DAIBERT, K. F. N. *Priorização de critérios de decisão utilizados por investidores qualificados e especialistas para a compra e venda de ações*. 123 f. Dissertação (Mestrado em Sistema de Gestão) – Departamento de Engenharia de Produção, Universidade Federal Fluminense. Niterói, 2016.

DE ALMEIDA, A.T.; CAVALCANTE, C.A.V.; ALENCAR, M.H., FERREIRA, R.J.P.; De ALMEIDA-FILHO, A.T.; E GARCEZ, T.V. Multicriteria and multiobjective models for risk, reliability and maintenance decision analysis. *International Series in Operations Research & Management Science*: vol 231. New York: Springer, 2015.

DE ALMEIDA-FILHO, A. T.; SILVA, D. F. L.; FERREIRA, L.: Financial modelling with multiple criteria decision making: A systematic literature review, *Journal of the Operational Research Society*, p. 1-19, 2020.

RIBEIRO, C. R. M. C.; ALVES, S. A. Aplicação do método *Analytic Hierarchy Process* (AHP) com a mensuração absoluta num problema de seleção qualitativa. *Sistemas & Gestão*, v. 11, n. 3, 270-281, 2016.

DE SMET, Y.; GUZMAN, L. Toward Multicriteria clustering: an extension of the k-means algorithm. *European Journal of Operational Research*, v. 2, p 390-398, 2004.

DE SMET, Y.; NEMERY, P.; SELVARAJ, R. An exact algorithm for the Multicriteria ordered clustering problem. *Omega*, v. 40, p. 861-869, 2012.

DEMIREL, T.; DEMIREL, M. Ç.; KAHRAMAN, C. Fuzzy Analytic Hierarchy process and its application. *Fuzzy AHP an Application*, v. 16, p. 53-83, 2008.

DEVAUD, J. M.; GROUSSAUD, G.; JACQUET-LAGRÈZE, E. UTADIS: Une méthode de construction de fonctions d'utilité additives rendant compte de jugements globaux. European Working Group on Multicriteria Decision Aid, Bochum, Germany. 1980.

DIEESE -Departamento Intersindical de Estatística e Estudos Socioeconômicos. (2019) *Saldo de Empregos no Setor Bancário 2019*. Disponível em: <<https://contrafcut.com.br/wp-content/uploads/2019/10/peb-janeiro-a-setembro-de-2019.pdf>>. Acesso em 05 out. 2020.

_____. *Desempenho dos Bancos em 2019*. 2020. Disponível em: <<https://www.dieese.org.br/desempenhodosbancos/2020/desempenhoDosBancos2020.html>>. Acesso em 17 fev. 2021.

DINIZ, F. B. *Finanças Comportamentais: Um estudo sobre o perfil do investidor, o senso do autocontrole e o grau de confiança nas decisões de investimentos do mercado de ações*. 2013. 84f. Dissertação (Mestrado em Administração) Universidade Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências Jurídicas e Econômicas. Vitória, Espírito Santo.

DOUMPOS, M., & ZOPOUNIDIS, C. *Multicriteria analysis in finance*. 1. ed. Springer International Publishing, 2014.

EDWARDS, W. How to use multivariate utility measurement for social decision making. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, vol.7, p.326-340. 1977.

EDWARDS, W.; BARRON, F. H. Smarts and smarter: Improved simple methods for multiattribute utility measurement. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 1994.

CASTRO, L. N.; FERRARI, D. G. *Introdução à Mineração de Dados*. Saraiva, 2016.

FAHAD, A.; ALSHATRI, N.; TARI, Z.; ALAMRI, A.; KHALIL, I.; ZOMAYA, A. Y.; FOUFOU, S.; BOURAS, A. A survey of clustering algorithms for big data: Taxonomy and empirical analysis. *IEEE transactions on emerging topics in computing*, v. 2, n. 3, p. 267-279, 2014.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*, v. 47, n. 2, p. 427–465, 1992.

FEBRABAN -Federação Brasileira de Bancos. (2019). *Pesquisa FEBRABAN de tecnologia bancária*. Disponível em <<https://cmsportal.febraban.org.br/Arquivos/documentos/PDF/Pesquisa%20Febraban%20de%20Tecnologia%20Banc%C3%A1ria%202020%20VF.pdf>>. Acesso em 10 nov. 2020.

_____. Investimentos de bancos com tecnologia crescem 48% em 2019 e o orçamento total chega a R\$ 24,6 bilhões (2020a). 18 de jun. de 2019. Disponível em: <<https://portal.febraban.org.br/noticia/3470/pt-br/>>. Acesso em 05 de jan. de 2021.

_____. *Informativo Semanal de Economia Bancária*. (2020b). Disponível em: <https://cmsportal.febraban.org.br/Arquivos/documentos/PDF/ISEB_26%20out.pdf>. Acesso em 10 fev. 2021.

_____. *Informativo Semanal de Economia Bancária*. (2021). Disponível em: <https://cmsportal.febraban.org.br/Arquivos/documentos/PDF/ISEB_15%20mar.pdf>. Acesso em 14 mar. 2021.

FERNANDEZ, E.; NAVARRO, J.; BERNAL, S. Handling Multicriteria preferences in cluster analysis. *European Journal of Operational RESEARCH*. V 202, p. 819-827, 2010.

FMI – Fundo Monetário Internacional. (2001). *Macprudential Analysis: Selected Aspects Background Paper Monetary and Exchange Affairs Department*. 2001. Disponível em: <<https://www.imf.org/external/np/mae/fsi/2001/eng/bkg.pdf>>.

FORAN, J.; HUTCHINSON, M. C.; O’SULLIVAN, N. Liquidity commonality and pricing in UK equities. *Research in International Business and Finance*, n. 34, p. 281-293, 2015.

FREITAS, M. H. B.; FREITAS, M. A. L.; ANJOS, L. C. M.; TAVARES, M. F. N. Estudo sobre a utilização de análise fundamentalista na seleção de ações vencedoras e perdedoras

da BOVESPA pós-implantação e transição do IFRS (2014-2016). *Revista de Estudos Contábeis*, 8(15): 23-44, 2017.

GITMAN, L. J. *Princípios da administração financeira*. 12 ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

GROVE, G.; DEBRUINE, M.; LEE, J. Y.; MALDONADO. The profitability and performance Measurement of U.S. Regional Banks Using the Predictive Focus of the “Fundamental Analysis Research”. *Advances in Management Accounting*, v. 24, 189-237, 2014.

HAN, J.; KAMBER, M.; PEI, J. *Data Mining Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann Publishers is an imprint of Elsevier. 2012.

HAMZAÇEBI, C.; PEKKAYA, M. Determining of stocks investments with grey relational analysis. *Expert systems and applications*, v. 38, p. 9186-9195, 2011.

HERAWATI, A.; PUTRA, A. S. The influence of fundamental analysis on stock price: the case of food and beverage industries. *European Research Studies Journal* 21(3): 316-226, 2018.

HOLTON, C. Identifying disgruntled employee systems fraud risk through text mining: a simple solution for a multibillion dollar problem. *Decis Support Syst*, v. 46(4), 853–864, 2009.

HOTA, H. S.; AWASTHI, V. K.; SINGHAI, S. K. Comparative analysis of AHP and Its integrated techniques applied for stocks index ranking. *Progress in Intelligent Computing Techniques: Theory, Practice, and Applications*, v. 719, p. 127-134, 2018.

IBRAHIM, M. The effect of global financial crisis on the profitability of islamic banks in UAE. *Internacional Journal of Financial Research*, v. 11, 181-188, 2019.

ISIDORE, R.; CRISTHIE, P. Fundamental analysis versus technical analysis- A comparative review. *International Journal of Recent Scientific Research*, v. 9, p. 23009-23013, January, 2018.

JIANG Q., WANG X., LI Y., WANG D., HUANG Q. Financial Indicators and Stock Price Movements: The Evidence from the Finance of China. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, v. 1002, 743-758, 2019.

KANTARDIZIC, M. *Data Mining Concepts, Models, Methods, and Algorithms*. IEE Press, 2020.

KILIC, H. S.; ZAIM, S.; DELEN, D. Development of a hybrid methodology for ERP system selection: The case of Turkish Airlines. *Decision Support Systems*, v. 66, p. 82-92, 2014.

KORONTAI, J. N. *Governança corporativa dos bancos e sua relação com indicadores de desempenho e risco*. 2016. 252f. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Programa de Pós-Graduação em Contabilidade, do setor de Ciências Sociais Aplicadas. Curitiba, Paraná.

- KOTHARI, S. P. Capital markets research in accounting. *Journal of Accounting and Economics*, v. 31, p. 105–231, 2001.
- KOU, G.; PENG, Y.; WANG, G. Evaluation of clustering algorithms for financial risk analysis using MCDM methods. *Inf Sci* 275:1–12, 2014.
- INCKE, P. *Multicriteria decision-aid*. John Wiley & Sons, Bruxelles, 1992.
- LEMOS, F. *Análise Técnica dos Mercados Financeiros*. 1 ed. São Paulo: Saraiva, 2015.
- LÉGER, J. E.; MARTEL, J. M. A multicriteria assignment procedure for a nominal sorting problematic, *European Journal of Operational Research*, 138, 349–364. 2002.
- LINHARES, C. G.; GUSSEN, C. T. G.; RIBAS, J. R. O método FUZZY AHP aplicado à análise de riscos de usinas hidrelétricas em fase de construção. *Congresso Latino-Iberoamericano de Investigación Operativa e Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*. Rio de Janeiro-RJ, p. 591-603. 2012.
- GIL, A. C.. *Como elaborar projetos de pesquisa*. 6ª ed. São Paulo, SP.: Atlas, 2017.
- GODOI, A. F.; SANTOS, J. O.; JACOB, R. M.; BERTONCELO V. R. Análise das variáveis macroeconômicas e do acrônimo de CAMELS sobre o retorno das ações ordinárias nas instituições financeiras nacionais de grande porte. *Revista de Administração de Roraima*, v. 6, n. 1, p. 47-70, jan-jun, 2016.
- GODOI, A. F.; AQUINO, C. E. M.; PEREIRA, J. E. A.; SANTOS, J. O.; MARION, J. C. Análise da rentabilidade dos bancos de capital aberto com base em indicadores econômico-financeiros e macroeconômicos. *Revista Brasileira de Administração Científica*, v.10, n.2, p.17-33, 2019
- GOÇKEN M.; MEHMET, K. O.; BORU A.; DOSDOGRU A. T. Integrating Metaheuristics and Artificial Neural Networks for improved Stock Price Prediction, *Expert Systems With Applications*, 2015 .doi: 10.1016/j.eswa.2015.09.029
- GOMES, L. F. A. M.; RANGEL, L. A. D.; SANTOS, G. An AHP-based asset allocation model. *International Journal of Business and Systems Research*, v. 10, n. 1, p. 78-99, 2016.
- GRECO, S; EHRGOTT, M., FIGUEIRA, JR. *Multiple Criteria Decision Analysis State of the Art Surveys*. Second edi. New York: Springer; 2016.
- GROVE, G. et al. The profitability and performance measurement of U.S. regional banks using the predictive focus of the “fundamental analysis research”. *Advanced in management accounting*, v. 24, p. 189-237, 2014.
- GUPTA, S. et al. Systematic Review of the Literature: Best Practices. *Academic Radiology*, v. 25, n. 11, p. 1481–1490, 2018.
- MARCONI, M. A.; LAKATOS, E. M. *Fundamentos de metodologia científica*. 8ª edição – São Paulo: Atlas, 2017.

MARTINS, G. A. Modely Fuzzy AHP-TOPSIS para avaliação e seleção de tecnologias para geração de energia elétrica a partir de fontes renováveis. Rio de Janeiro, 105 p. Dissertação – Programa de Pós-Graduação em Metrologia, PUC-Rio, Maio de 2017.

MATARAZZO, Dante Carmine. *Análise financeira de balanços: abordagem gerencial*. 7 ed. São Paulo: Atlas, 2010.

MEYER, P.; OLTEANU, A. L. Formalizing and solving the problem of clustering in MCDA. *European Journal Of Operacional Research*, v. 27, n. 2, p. 494-502, 2013.

MIGUEL, P. A. C. *Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações*. 2. ed. Rio de Janeiro: Campus-Elsevier, 2012.

MILLS, E. F. E. A.; BAAFI, M. A.; AMOWINE, N.; ZENG, K. A hibrid grey MCDM approach for asset allocation: evicence from China's Shangai stock Exchange. *Journal of business economics & management*, v. 21, n. 2, p. 446-472, 2020.

MIRALLES-QUIROS, M.; MIRALLES-QUIROS, J.; GONÇALVES, L. Revisiting the size effect in the Bovespa. *Revista de Administração de Empresas*, v. 27, n. 4, p. 317-329, 2017.

MISHKIN, F. S.; EAKINS, S. G. *Financial Markets and Intitutions*. 9 ed. Pearson Education, 2018.

MODRO, W. M. *A relação entre o retorno das ações ordinárias, métricas de desempenho e fatores econômicos: um estudo de caso dos três principais bancos brasileiros*. 113 f. Dissertação (Mestrado em Administração) Pontifca Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, 2012.

MODRO, W. M.; SANTOS, J. O. A relação entre o retorno das ações ordinárias, métricas de desempenho e fatores econômicos: um estudo dos três principais bancos brasileiros entre 2001 e 2010. *Revista Administração em Diálogo-RAD*, v. 17, n. 3, p. 33-58, 2015.

MOHANRAM, P.; SAIY, S.; VYAS, D. Fundamental analysis of banks: the use of financial statement information to screen winners from losers. *Review of Accounting Studies*, v.23, p. 200-233, 2018.

NABARRO, W. W. *O mercado de capitais no território brasileiro: Ascensão da BM&Fbovespa e centralidade financeira de São Paulo (SP)*. 251 f. Dissertação (Mestrado em Geografia Humana) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2016.

NANDA, S. R.; MAHANTY, B.; TIWARI, M. K. Clusterig Indian stock Market data for portfolio management. *Expert Systems with Applications*, v. 37, p. 8793–8798, 2010.

NASERI, M. R. A; FARIEE, F. M.; MOGHADAM, S. K. Modeling portfolio optimization based on fundamental analysis using a expert system in the real estate industry. *Internacional Journal of Supply and Operations Management*, v. 7, n. 1, p. 39-50, fevereiro 2020.

NASSIRTOUSSI, K; ARMAN A.; SAEED Y. W., TEH, N. D. C. L. Text mining for market prediction: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, v. 41, n. 16, p. 7653–7670, 2014.

NOR, S. F.; ZAWAWI, N. H. M. A neural network approach for fundamental investment analysis: A case of Athens Stock Exchange. *Economic Annals-XXI*, v. 182, n. 3-4, p. 56-63, 2020. doi: <https://doi.org/10.21003/ea.V182-07>

NUNES, T.; MENEZES, G.; DIAS JR, P. Reavaliação da rentabilidade do setor bancário brasileiro: uma abordagem em dados em painel (2000-2012). Encontro de Economia da Região Sul, 16, 2013, Curitiba. Anais.

NG, C. C. A., SHEN, J. Screen winners from losers using simple fundamental analysis in the Pacific-Basin stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 39, p. 159–177, 2016.

NTI, I., ADEKOYA, A., WEYORI, B. A systematic review of fundamental and technical analysis of stock Market predictions. *Artificial Intelligence Review*, v. 53, p. 3007-3057, 2019.

PAI, V. G. A.; MICHEL T. Metaheuristic Optimization of Constrained Large Portfolios using Hybrid Particle Swarm Optimization. *International Journal of Applied Metaheuristic Computing*, v. 8, n. 1., p. 1-23, 2017. Doi: 10.4018/IJAMC.2017010101.

PAI, V. G. A.; MICHEL, T. Evolutionary optimization of constrained k-means clustered assets. Evolutionary Optimization of Constrained k-means Clustered Assets. *IEEE transactions on evolutionary computation*, v. 13, n. 5, p. 1030-1053, 2009.

PARDALOS, P M.; SISKOS, Y.; ZOPOUNIDIS, C. (Org.). *Advances in multicriteria analysis*. Kluwer. Academic Publishers, 1995.

PÄTÄRI, E.; LEIVO, T.; HONKAPURO, S. Enhancement of equity portfolio performance using data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, v. 220, p. 786–797, 2012.

PEACHAVANISH, R. Stock selection and trading based on cluster analysis of trend and momentum indicators. *Lecture Notes in Engineering and Computer Science*, v. 1, p. 317-326, 2016.

PESENTE, R. Mercado Financeiro. Faculdade de Ciências Contábeis; Superintendência de Educação a Distância. 119 p. Universidade Federal da Bahia. Salvador, 2019

PINHEIRO, J. L. *Mercado de Capitais: Fundamentos e técnicas*. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

PINHEIRO, J. L. *Mercado de capitais*. 8. ed. E São Paulo: Atlas, 2016.

PINHEIRO, J. L. *Mercado de Capitais*. 9. ed. São Paulo: Atlas, 2019.

PURI, J.; VERMA, M. Integrated data envelopment analysis and multicriteria decision-making ranking approach based on peer-evaluations and subjective preferences: case study in banking sector. *Data Technologies and Applications*, doi:10.1108/DTA-01-2020-0003.

PUTRA, Y. E.; SAEPUDIN, D.; ADITSANIA, A. Portfolio Selection of KOMPAS-100 Stocks Index Using B-Spline Based Clustering. *Procedia Computer Science*, v. 179, p. 375-382, 2021.

RAZAYEV, R.; BABAYEVA, S.; AKBAROV, R.; GARIBLI, E. Evaluation of Financial Stability of Azerbaijan Commercial Banks Using the Fuzzy Logic Methods. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, v. 1095, 266-274, 2019.

ROY, B. *Multicriteria Methodology for Decision Aiding*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, 1996.

RUBIALES, V.; MONROY, L.; MÁRMOL, A. M. A relative ranking with multidimensional indicators. Application to the Spanish banking sector. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, v. 25, n. 3-4, p. 101-108, 2019. doi:10.1002/mcda.1638.

SAATY, T. L., *The Analytical Hierarchy Process*, New York: McGraw Hill, 1980.

SAATY, T. L. The analytic hierarchy process—what it is and how it is used. *Mathematical Modelling*, v. 9, n. 3-5, p. 161-176, 1987.

SAATY, T. L. *Método de Análise Hierárquica*, Tradução de Wainer da Silveira e Silva, McGraw-Hill, Makron, São Paulo, 1981.

SAKAR, C. T.; KOKSLAN, M. A stochastic programming approach to multicriteria portfolio optimization. *Journal of Global Optimization*, v. 57, p. 299-314, 2013.

SAMARAS, G. D.; MATSATSINIS, N. F.; ZOPOUNIDIS, C. A Multicriteria DSS for stocks evaluation using fundamental analysis. *European Journal of Operational Research*, v. 187, p. 1380-1401, 2008.

SANTOS, V. A. *Um modelo de análise fundamentalista de ações de instituições financeiras brasileiras*. 111 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) – Universidade de Brasília. Brasília, 2017.

SARRAZIN, R.; DE SMET, Y.; ROSENFELD, J. Na extension of PROMETHEE to interval clustering. *Omega*, v. 80, p. 12-21, 2018.

SEONG, N.; NAM, K. Predicting stocks movements based on financial news with segmentation. *Expert Systems with Applications*, v. 164, n. 5, p. 1-35, 2020.

SILVA, A. A. *Estrutura, análise e interpretação das demonstrações contábeis*. 5 edição. São Paulo: Atlas, 2017.

SILVA JÚNIOR, J. L. *Análise de Clusters na Avaliação de Bancos*. Campinas, 197 p. Tese – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, dezembro de 2013.

SHADMAN, A. I. et al. Cluster analysis, classification and forecasting tool in DS30 for better investimento decision. *Advances in Intelligente systems and computing*, v. 538, p. 197-206, 2016.

SHEN, K. Y.; TZENG, J. H. DRSA-Based Neuro-Fuzzy Inference Systems for the Financial Performance Prediction of Commercial Banks. *Internacional Journal of Fuzzy Systems*, v. 16, 2, 173-183, 2014.

SHEN, K. Y.; TZENG, J. H. Combined soft computing model for value stock selection based on fundamental analysis. *Applied Soft Computing*, v. 37, 142-155, 2015^a.

SHEN, K. Y.; TZENG, J. H. A decision rule-based soft computing model for supporting financial performance improvement of the banking industry. *Soft Computing*, v. 19, n. 4, 859–874, 2015^b.

SHIN, H.; LEE, C.; LEE, W.; BELEN, A. Relationship among CSR Initiatives and financial and Non-Financial Corporate Performance in the Ecuadorian Banking Environment. *Sustainability*, v. 12, 1-17, 2020.

SHUANGHONG, Q.; LI, H.; GUO, X. Application of Interval PROMETHEE method for decision making in investing. *Operations Research and Its Application*, p. 314-321, 2011.

SILVA, C. P.; MACHADO, M. A. V. O efeito dos fluxos de investimentos estrangeiros sobre a comunalidade na liquidez no mercado acionário brasileiro. *Revista Contabilidades & Finanças*, v. 31, n. 84, p. 425-443, set/dez 2020.

SILVA, K. O.; ROBLES JUNIOR, A. Provisão para créditos de liquidação duvidosa (PCLD) calculada conforme as normas do BACEN e IFRS: comparação. *Contabilidade, atuária, finanças e informação*. v. 1 n. 1, p. 4-21, 2018.

SILVA, C. A. T.; RODRIGUES, F. F.: *Curso Prático de Contabilidade*. Editora Atlas, São Paulo, 2a edição, 2018

SINATORA, J. P. R. *Mercado de Capitais*. 1. ed. Londrina: Editora e Distribuidora Educacional, 2016.

SLOAN, R. G. Fundamental Analysis Redux. *The Accounting Review*, v. 94, n. 2, p. 363–377, 2019. doi: <https://doi.org/10.2308/accr-10652>

STEFANO, N. M.; LAUX, R. T. Usando Fuzzy AHP para avaliar as competências tecnológicas: Uma aplicação para as incubadoras. *Iberoamerican Journal of Project Management*, v. 10, n. 2, p. 1-17. 2019

TETTEH, J. E., ADENUTSI, D. E., AMOAH, A. The Determinants of Stock Market Return in Ghana: FMOLS and DOLS Approaches. *The IUP Journal of Applied Finance*, v. 25, n. 4, 6 – 26, 2019.

THANH, D. V.; HAI, N. M; HIEU, D. D. Building unconditional forecast model of Stock Market Indexes using combined leading indicators and principal components: application to Vietnamese Stock Market. *Indian Journal of Science and Technology*, v. 11, n. 2, p. 1–13, 2018.

THOMSETT, M. C. Mastering Fundamental Analysis: how to spot trends and pick winning stocks using fundamental analysis. Chicago: *Dearborn Financial Publishing*, 1998.

TORRES, R. A. *Aplicação de métodos de clusterização em um estudo sobre o Mercado Brasileiro*. 2013. 84f. Dissertação (Mestrado em Matemática) Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013.

TURBAN, E.; ARONSON, J. E.; LIANG, T.-P. *Decision Support System and Intelligent System*. Prentice Hall, 7th ed., 2005.

TURRIONI, J. B.; MELLO, C. H. P. *Metodologia de pesquisa em engenharia de produção*. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Itajubá. Itajubá: UNIFEI, 2012.

ULHOA, T. F.; LIMA, R. H. P.; OSIRO, L. Proposta de um método ideal para identificação e medição da importância relativa das preferências dos clientes utilizando a abordagem Fuzzy-AHP. *Gestão da Produção, Operações e Sistema*, v. 12., n. 3, p. 153-178, 2017.

VAN ECK, N. J., & WALTMAN, L. Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*. V. 84, n. 2, 523–538, 2010.

VAN LAARHOVEN, P. J. M.; PEDRYCZ, W. A fuzzy extension of Saaty's priority theory. *Fuzzy Sets and Systems*, v. 11, n. 1-3, p. 229-41. 1983. [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(83\)80082-7](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(83)80082-7).

WU, J.; CHEN, J.; XIONG, H.; XIE, M.; External validation measures for K-means clustering: A data distribution perspective. *Expert Systems with Applications*, v. 36, p. 6050-6061, 2009.

XIONG, T.; WANG, S.; MAYERS, A.; MONGA, E. Personal bankruptcy prediction by mining credit card data. *Expert Syst Appl*, 40(2):665–676, 2013.

XIDONAS, P.; MAVROTAS, G., PSARRAS, J. A Multicriteria methodology for equity selection using financial analysis. *Computers & Operational Research*, v. 36, p. 3187-3203, 2009.

XIDONAS, P.; MAVROTAS, ZOPOUNIDIS, C.; G., PSARRAS, J. IPSSIS: An integrated multicriteria decision support system for equity portfolio construction and selection. *European Journal of Operational Research*, v. 2010, p. 398-409, 2011.

ZANGHELINI, G. M.; CHERUBINI, E.; SOARES, R. A. O. How Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) is aiding Life Cycle Assessment (LCA) in results interpretation. 2017.

ZOPOUNIDIS, C.; DOUMPOS, M. Stock evaluation using a preference disaggregation methodology. *Decisions Sciences*, v. 30, n. 2, 1999.

ZOPOUNIDIS, C., GALARIOTIS, E., DOUMPOS, M., SARRI, S., & ANDRIOSPOULOS, K. Multiple criteria decision aiding for finance: An updated bibliographic survey. *European Journal of Operational Research*, v 247, n. 2, 339–348, 2015.

ZHOU, X.; PAN, Z.; HU, G.; TANG, S.; ZHAO, C. Stock Market Prediction on High-Frequency Data Using Generative Adversarial Nets. *Mathematical Problems in Engineering*, p. 1–11, 2018.

APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO APLICADO NA PESQUISA

CARTA DE APRESENTAÇÃO

Pesquisa: Método multicritério aplicado a investimento em ações no setor bancário Brasileiro.

A pesquisa está sendo desenvolvida pela aluna Camyla Ferreira Moreno, discente do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, da Universidade Federal de Pernambuco-Centro Acadêmico do Agreste (UFPE-CAA) sob orientação do Professor Dr. Lucimário Gois de Oliveira Silva. Ressaltamos que a pesquisa é de cunho acadêmico.

Sua participação nesta pesquisa consistirá no preenchimento de alguns quadros. Suas respostas serão tratadas de forma anônima e confidencial. O benefício relacionado à sua participação será de aumentar o conhecimento científico para área de Gestão de Investimentos. As informações coletadas ficarão de posse do pesquisador responsável e sua identidade será mantida em sigilo. Os dados coletados serão utilizados nesta pesquisa e os resultados serão divulgados em eventos e/ou revista científica.

Agradecemos a sua disponibilidade e contamos com sua fundamental participação.

INFORMAÇÕES IMPORTANTES

Na tabela abaixo os critérios (indicadores fundamentalistas) escolhidos para pesquisa foram classificados em 5 áreas principais, as definições estão descritas no Quadro 1 de forma a auxiliar o decisor.

Quadro 1- Descrição dos critérios

Área	Critérios	Definição
Tamanho	Variação dos ativos totais	Mostra a variação que a empresa teve em seus ativos relacionado ao ano anterior.
	Provisão de créditos duvidosos	Indica o valor que a empresa pode chegar a perder com o número de clientes inadimplentes.
Rentabilidade	ROA	Mede a eficácia geral da administração na geração de lucros a partir dos ativos disponíveis.
	ROE	Apresenta a taxa de retorno sob o investimento total.
	Lucro Líquido	Valor após pagamento de despesas, custos e impostos.
Solvência e liquidez	Giro do ativo	Indica a eficiência com que a empresa utiliza seus ativos para gerar vendas.
	Participação em empréstimos	

		Apresenta a parcela do ativo total aplicada em operações de crédito.
	Índice de liquidez ou Liquidez corrente	Mede a capacidade da empresa de pagar seus compromissos de curto prazo, só com os ativos de maior liquidez.
Mercado	Lucro por Ação (LPA)	Ilustra o benefício auferido por cada ação emitida pela empresa.
	<i>Payout</i>	Indica os dividendos distribuídos aos acionistas como uma porcentagem do lucro por ação.
Análise de capital	Independência financeira	Evidencia a proporção de capital próprio sob o investimento total.
	Basileia	Identifica a relação entre o capital regulatório e os ativos ponderados pelo risco.

EXEMPLO

No Quadro 2 está ilustrado um exemplo adaptado de Saaty (2008) quanto ao consumo de bebida nos EUA, as opções de bebidas foram definidas como critérios. Uma comparação com a bebida na primeira coluna com relação a bebida localizada no topo fica da seguinte forma: Quantas vezes mais ou quão fortemente a bebida localizada na coluna é importante com relação a bebida localizada no topo? E a partir disso é inserido o número com a escala apropriada, ilustrada no Quadro 3. Por exemplo, se inserido o número 4 na posição (café, vinho) significa que o café é consumido 4 vezes a mais que o vinho. É automático que usarmos 1/4 na transposição (vinho, café). O critério recebe o valor 1 quando é comparado a ele mesmo.

Quadro 2- Bebidas mais consumidas no EUA

Quais bebidas são mais consumidas no EUA?				
Critérios	Café	Vinho	Chá	Cerveja
Café	1	4	5	2
Vinho	1/4	1	1/3	1/4
Chá	1/5	2	1	1/3
Cerveja	1/2	4	3	1

A escala de comparação apresentada no Quadro 3 será utilizada para indicar o quão um critério é importante ou não em relação ao outro.

Quadro 3- Escala

Escala
1- Igual importância
2- Moderadamente mais importante
3- Fortemente importante
4- Muito fortemente importante

5- Absolutamente mais importante

No estudo os indicadores fundamentalistas foram definidos como critérios. Com base na escala do Quadro 3, preencha o Quadro a seguir segundo a importância dos critérios para a análise para investimento em ações no setor bancário.

O Quadro a seguir deve ser preenchido segundo a sua ordem de preferência dos critérios apresentados anteriormente.

Ordenação	Critério
1	
2	
3	
4	
5	
6	
7	
8	
9	
10	
11	
12	

ANEXO A – ALGORITMO UTILIZADO NO ESTUDO

Algorithm 1. Determine the K -ordered partition $P_K^*(A)$.

- 1: **Inputs:** A, π, K
- 2: **Output:** $M, I(\pi, P_K(A))$
3. $M \leftarrow 0_{n \times n}$
4. $I \leftarrow 0_{n \times n}$
5. **while** $\max_{k,l} \{\pi_{kl}\} > 0$ **do**
6. $M^* = M$
7. Determine $(i,j) | \pi_{ij} = \max_{k,l} \{\pi_{kl}\}$
8. $M_{ij}^* = 1$
9. **if** $\text{has.no.cyle}(M^*) \wedge \text{max.rank}(M^*) \leq K-1$ **then**
10. $M_{ij} = 1$
11. **else**
12. $I_{ij} = \pi_{ij}$
13. **end if**
14. $\pi_{ij} = 0$
15. **end while**
16. The K -ordered partition is given by the determination of the ranks of the graph induced by M .

Fonte: Smet et al. (2012)