



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**GESTÃO DE RISCOS EM TÍTULOS SOBERANOS:
APLICAÇÃO DE UM MODELO DE CLASSIFICAÇÃO
MULTICRITÉRIO.**

DIOGO FERREIRA DE LIMA SILVA

Orientador: Prof. LUCIMÁRIO GOIS DE OLIVEIRA SILVA

CARUARU

2016

DIOGO FERREIRA DE LIMA SILVA

**GESTÃO DE RISCOS EM TÍTULOS SOBERANOS:
APLICAÇÃO DE UM MODELO DE CLASSIFICAÇÃO
MULTICRITÉRIO.**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à coordenação do Curso de Engenharia de Produção do Centro Acadêmico do Agreste - CAA, da Universidade Federal de Pernambuco - UFPE, em cumprimento às exigências para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Gestão Econômica e Financeira

Orientador: Lucimário Gois de Oliveira Silva

Caruaru

2016

Catálogo na fonte:
Bibliotecária – Simone Xavier CRB/4 - 1242

S586g Silva, Diogo Ferreira de Lima.
Gestão de riscos em títulos soberanos: aplicação de um modelo de classificação multicritério. / Diogo Ferreira de Lima Silva. – 2016.
61f. : Il. ; 30 cm.

Orientador: Lucimário Gois de Oliveira Silva
Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) – Universidade Federal de Pernambuco, CAA, Engenharia de produção, 2016.
Inclui Referências.

1. Investimentos. 2. Multicritério. 3. Títulos (Finanças). 4. Risco (Economia). 5. Gestão financeira. I. Silva, Lucimário Gois de Oliveira (Orientador). II. Título.

658.5 CDD (23. ed.) UFPE (CAA 2016-085)

DIOGO FERREIRA DE LIMA SILVA

GESTÃO DE RISCOS EM TÍTULOS SOBERANOS:
APLICAÇÃO DE UM MODELO DE CLASSIFICAÇÃO
MULTICRITÉRIO.

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à coordenação do Curso de Engenharia de Produção do Centro Acadêmico do Agreste - CAA, da Universidade Federal de Pernambuco - UFPE, em cumprimento às exigências para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Produção.

Área de concentração: **Gestão Econômica e Financeira**

A banca examinadora, composta pelos professores abaixo, considera o candidato **APROVADO** com nota _____

Caruaru, 01 de Julho de 2016.

Banca examinadora:

Prof. Me. Lucimário Gois de Oliveira Silva: _____
Universidade Federal de Pernambuco – UFPE (Orientador)

Prof. Dr. Jonatas Araújo de Almeida: _____
Universidade Federal de Pernambuco – UFPE (Avaliador)

Prof. Me. José Leão e Silva Filho: _____
Universidade Federal de Pernambuco – UFPE (Avaliador)

Prof. Dr. Lúcio Câmara e Silva: _____
Universidade Federal de Pernambuco – UFPE (Coordenador da disciplina)

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a minha mãe, Sandra, e ao meu pai, Marcondes, por todos os ensinamentos, pelo apoio incondicional e pelo investimento realizado em minha educação desde a minha infância até o presente momento.

Agradeço a Glória, Sandro, Hayale, Suely, Hugo, Caio e Bruna, que fazem parte da minha vida e estão ao meu lado em todos os momentos.

Agradeço ao meu orientador, Lucimário Gois, pelo apoio e tempo disponibilizado a esse projeto, incluindo reuniões para o acompanhamento de atividades e esclarecimento de dúvidas. Agradeço também ao professor Adiel Filho, que acompanhou e apoiou o desenvolvimento do trabalho com sugestões para melhorias, e assim, teve importante papel neste processo.

Agradeço ao Grupo de Pesquisa em Gerenciamento de Riscos e Engenharia Econômica e Financeira (GREEF), do qual fiz parte durante a elaboração deste Trabalho de Conclusão de Curso.

Agradeço também ao professor Gilson Lima e ao Grupo de Gestão Ambiental Avançada (GAMA), com o qual eu tive a oportunidade de participar de projetos de iniciação científica e extensão que agregaram muito aos meus anos de graduação.

Aos amigos do curso Armando Dias, Davi Fernandes, Diogo Barros, Lígia Raquel, Luana Justino, Pedro Acioli, Samuel Cezar, entre outros, que fizeram parte do meu dia-a-dia na universidade e tiveram grande importância nessa caminhada.

Agradeço à Universidade Federal de Pernambuco e a todo o corpo docente do curso de Engenharia de Produção por todos os ensinamentos e cursos oferecidos durante minha trajetória na graduação.

Dedico esse trabalho à memória de meu avô, Valdemiro Correia de Lima, por todo o apoio e incentivo dado para que eu buscasse meus objetivos e por ter sido, sempre, um grande exemplo de dedicação, caráter e bondade para minha família.

RESUMO

Com o passar do tempo, os agentes do cenário financeiro passaram a procurar alternativas cada vez mais variadas na formação de portfólios de investimentos, dentre elas, pode-se destacar a busca por investimentos internacionais. Os títulos soberanos internacionais estão entre os investimentos mais atrativos por se tratarem, teoricamente, de investimentos de baixo risco associado. Porém, o dinamismo do ambiente econômico mundial e as proporções de crises financeiras, internas e externas, podem impossibilitar países de cumprirem suas obrigações financeiras. Com o intuito de analisar e antever essas situações, as agências internacionais de classificação de risco, como a Standard & Poor's e a Moody's, utilizam um sistema de ratings soberanos para classificar a qualidade do crédito de países em graus de risco de inadimplência. Os ratings servem como indicadores para a tomada de decisão de investidores. Todavia, existem registros de casos em que as agências internacionais cometeram falhas em suas avaliações. Assim, a utilização de indicadores adicionais na análise de risco é interessante para os investidores. O presente trabalho aplica um modelo de classificação multicritério, baseado na adaptação do método PROMETHEE II proposta por Doumpos e Zopounidis (2004), para alocar títulos de crédito soberano em três categorias de risco a partir de comparações par-a-par entre as alternativas para classificação e alternativas de referência em um conjunto de critérios. Os resultados das classificações do modelo são analisados e comparados às alocações provenientes dos ratings de agências internacionais de classificação. Para as análises, três combinações de países de referência foram testadas. Os resultados demonstraram uma boa aplicabilidade do modelo de classificação multicritério. Em especial, para a combinação 2 de países de referência, a classificação obteve uma semelhança superior a 70% em relação às alocações das agências. No caso da combinação 3 de países de referência, bons resultados foram obtidos e o modelo mostrou-se mais rígido na alocação dos países.

Palavras-chave: Classificação Multicritério; Investimentos; Títulos Soberanos; Risco.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Estrutura dos Rating Soberano da Standard & Poor's	16
Figura 2.2: Problemática de classificação nominal	18
Figura 2.3: Problemática de classificação ordinal	18
Figura 2.4: Passo a passo do PROMETHEE II	21
Figura 3.1: Fluxograma do Modelo Proposto.....	28

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1: Alocação dos países pelos ratings	32
Tabela 4.2 Número de países alocados por classe e ano	34
Tabela 4.3: Resultados da ANOVA	36
Tabela 4.4: Resultados Kruskal-Wallis	37
Tabela 4.5: Comparação entre os métodos ANOVA e Kruskal-Wallis	38
Tabela 4.6: Alocação dos países de acordo com os 4 cenários propostos.....	42
Tabela 5.1: Pesos dos Critérios do Modelo de Classificação	45
Tabela 5.2: Classificação dos Países pelo Modelo Multicritério.....	46
Tabela 5.3: Análise Comparativa dos Resultados	47
Tabela 5.4: Razão entre média e desvio-padrão	53

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1: Seis Formas Básicas da Função de Preferência.....	23
Quadro 4.1: Indicadores inicialmente escolhidos.....	29
Quadro 4.2: Classes do Modelo e Ratings das Agências Internacionais.....	31
Quadro 4.3 Teste de Normalidade Anderson-Darling.....	35
Quadro 4.4: Critérios do Modelo de Classificação	39
Quadro 4.5: Países de Referência.	41
Quadro 5.1: Diferenças de Alocação entre a Combinação 1 e os 4 Cenários	49
Quadro 5.2: Diferenças de Alocação entre a Combinação 2 e os 4 Cenários	51
Quadro 5.3: Diferenças de Alocação entre a Combinação 3 e os 4 Cenários.	52

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	12
1.1.	OBJETIVO GERAL	13
1.2.	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	13
1.3.	JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA.....	13
1.4.	ESTRUTURA DO TRABALHO	14
2.	BASE CONCEITUAL E REVISÃO DA LITERATURA	15
2.1.	Títulos Públicos, Risco-país e Risco Soberano	15
2.2.	Decisão Multicritério e a Problemática de Classificação	17
2.3.	PROMETHEE II	20
2.4.	MODELO DE DOUMPOS E ZAPOUNIDIS (2004)	23
3.	METODOLOGIA	26
3.1.	PROBLEMÁTICA.....	26
3.2.	ETAPAS DO MODELO.....	27
4.	MODELO PROPOSTO	29
4.1.	ESCOLHA E COLETA DE INDICADORES.....	29
4.2.	PREPARAÇÃO PARA AS ANÁLISES ESTATÍSTICAS	30
4.3.	ANÁLISE ESTATÍSTICA E ESCOLHA DOS CRITÉRIOS	34
4.4.	APLICAÇÃO DO MODELO DE CLASSIFICAÇÃO	39
5.	ANÁLISE DOS RESULTADOS	45
5.1.	ANÁLISES DA COMBINAÇÃO 1	48
5.2.	ANÁLISES DA COMBINAÇÃO 2	50
5.3.	ANÁLISES DA COMBINAÇÃO 3	51
5.4.	ANÁLISES COMPLEMENTARES	53

6. CONCLUSÕES	55
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	57
ANEXO 1	60

1. INTRODUÇÃO

Com o processo de globalização econômica, todos os agentes do cenário financeiro, incluindo empresas, investidores institucionais, investidores individuais e as principais organizações financeiras, têm sido forçados a trilhar, cada vez mais, os caminhos da internacionalização. Esse fato traz um significativo aumento da incerteza relacionada às suas decisões de investimentos (Castellanhos et al, 2004).

Devido às inúmeras possibilidades de investimentos existentes e ao instável ambiente econômico em que diferentes países podem se encontrar, o risco associado ao capital investido pode trazer um grande receio às empresas e aos investidores individuais. Por outro lado, uma extrema aversão ao risco pode resultar em perdas consideráveis no retorno de um portfólio de investimentos. Em seu livro, Damodaran (2009) afirma que “as empresas mais bem-sucedidas em qualquer ramo de atividade alcançam esse status não evitando o risco, mas detectando-o e explorando-o em proveito próprio.”

Um dos tipos de investimentos internacionais mais procurados diz respeito aos títulos públicos dos governos. Mélo (2013) explica que os títulos públicos funcionam como uma fração da dívida do governo que paga juros ao credor (investidor).

Os investidores, por sua vez, procuram analisar o risco associado a esse investimento, ou seja, o risco do governo não pagar os rendimentos do acordo com o credor. O Banco Central do Brasil (2016a) define o risco de crédito como “o risco de que a contraparte na transação não honre sua obrigação nos termos e condições do contrato”. Nesse aspecto, indicadores internacionais, como o risco-país e os ratings de risco soberano, são utilizados pelos investidores como base para julgar os países em relação ao risco.

O presente trabalho de conclusão de curso objetiva aplicar um modelo de classificação multicritério, baseado em Doumpos e Zopounidis (2004), para alocar países (e assim seus títulos soberanos) em três classes de risco. Além disso, é realizada uma comparação entre os resultados do modelo proposto e as alocações de duas agências internacionais de classificação de risco, Standard & Poor`s e Moody`s, para o ano de 2014. As comparações são realizadas para quatro cenários: alocações referentes a pior situação dentre os ratings da Standard & Poor`s e da Moody`s, alocações referentes à melhor situação dentre os ratings da Standard & Poor`s e da Moody`s, alocações feitas com base apenas nos ratings da Standard & Poor`s e, por fim, alocações feitas com base apenas nos ratings Moody`s.

Como principal limitação encontrada no presente trabalho, destaca-se a dificuldade para encontrar indicadores, que representem de maneira padronizada, aspectos financeiros,

econômicos e políticos, para um grande número de países. Foram utilizados na análise 18 indicadores disponibilizados pelo World Bank (2016), dos quais 9 serviram como critérios ao modelo, mas que, como explicado no trabalho, não representam a totalidade dos aspectos importantes considerados na análise de títulos soberanos.

1.1. OBJETIVO GERAL

Aplicar um modelo de classificação multicritério para alocar títulos de crédito soberano de países em três classes de risco a partir de comparações par-a-par entre as alternativas para classificação e alternativas de referência das classes, escolhidas entre os próprios países.

1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar os critérios do modelo a partir de análises estatísticas de indicadores.
- Testar e analisar os resultados de diferentes combinações de países de referência para o modelo.
- Comparar os resultados obtidos pelas combinações de países de referência no modelo proposto com alocações provenientes dos ratings de duas agências de classificação de risco no ano de 2014.
- Analisar possíveis diferenças entre as alocações dos países determinadas pelo modelo e as alocações determinadas pelas ratings das agências.

1.3. JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA

Várias agências internacionais, das quais as mais conhecidas são a Moody's, a Standard & Poor's e a Fitch, geram relatórios em que classificam os títulos dos países em determinadas níveis de risco. Os países recebem, dessa forma, um rating (nota de risco dada ao crédito soberano do país) que serve como base para que investidores tomem decisões relacionadas à compra de títulos públicos internacionais.

Canuto et al (2012) explicam que as agências de avaliação do risco de crédito têm o papel de servir, internacionalmente, como principal instrumento de referência dos agentes financeiros na avaliação do risco, e que seus ratings influenciam, cada vez mais, as decisões em países, desenvolvidos e em desenvolvimento, em todo o mundo. Em contrapartida, para Salvador et al (2014), a crise do subprime, iniciada no ano de 2007, e quedas contínuas nos ratings de títulos soberanos e produtos estruturados trouxeram à tona um debate sobre a qualidade e o verdadeiro papel das agências de avaliação de risco.

Para se determinar os ratings para cada país, as agências responsáveis precisam levar em consideração uma série de diferentes critérios. Segundo Hoti e Mcaleer (2004), fatores e eventos específicos dos países podem ser solicitados e utilizados para a determinação do risco de um país, além disso, os autores explicam que riscos financeiros, políticos e econômicos dos países afetam uns aos outros. Dessa maneira, a classificação dos países em determinados níveis de risco pode ser entendida como um problema de decisão multicritério.

Para Almeida (2013), “um problema de decisão multicritério consiste em uma situação, em que há pelo menos duas alternativas de ação para se escolher, e essa escolha é conduzida pelo desejo de se atender a múltiplos objetivos, muitas vezes conflitantes entre si.” Segundo Behzadian et al (2010), o Apoio à Decisão Multicritério (MCDA) é uma das áreas de conhecimento da pesquisa operacional que têm crescido muito rapidamente nas últimas décadas, sendo utilizada para tratar problemas complexos em gestão, negócios, engenharia, ciência, dentre outras área.

Uma vez que um problema de decisão pode ser apresentado com um entre quatro diferentes tipos de problemática: problemática da escolha, problemática de classificação, problemática de ordenação ou problemática de descrição (Roy, 1996), este trabalho refere-se à problemática de classificação para avaliação de risco de investimentos em títulos soberanos. No estudo, é utilizado o método proposto por Doumpos e Zopounidis (2004), que adapta o método de sobreclassificação PROMETHEE II à problemática de classificação. A partir da utilização do PROMETHEE II, é possível aplicar a abordagem de comparações par-a-par entre as alternativas do problema. Além disso, a adaptação de Doumpos e Zopounidis (2004) reduz o conjunto de comparações par-a-par do PROMETHEE II ao pré-estabelecer classes ao modelo e classificar cada alternativa de acordo com comparações par-a-par com apenas alternativas de referência, alocadas previamente às classes do modelo.

1.4. ESTRUTURA DO TRABALHO

Os próximos capítulos do trabalho têm a seguinte estrutura:

- O capítulo 2 consiste na base conceitual utilizada nesse trabalho e na apresentação de artigos e estudos relacionados ao tema;
- O capítulo 3 apresenta a problemática e a metodologia utilizada no trabalho;
- O capítulo 4 apresenta o modelo proposto baseado na metodologia do trabalho;
- O capítulo 5 consiste na análise dos resultados alcançados;
- Por fim, o capítulo 6 apresenta as conclusões do trabalho.

2. BASE CONCEITUAL E REVISÃO DA LITERATURA

2.1. Títulos Públicos, Risco-país e Risco Soberano

Em seu livro, Megalli Filho e Ishikawa (2003) definem títulos como “formas quaisquer de aplicação financeira da moeda ou papéis que rendem juros”. Nesse contexto, os autores explicam diferenças entre títulos pós-fixados e pré-fixados e entre títulos de renda fixa e de renda variável, como descrito a seguir:

- a. Títulos pós-fixados são reajustados periodicamente por algum parâmetro econômico previamente decidido entre as partes. Por outro lado, os títulos pré-fixados definem, previamente, o valor nominal dos rendimentos a serem pagos no futuro.
- b. Títulos de renda fixa têm o valor de rendimento estabelecido previamente no contrato, sendo assim, livre de incerteza. Por outro lado, os títulos de renda variável possuem uma incerteza relacionada ao valor que assume, ao longo do tempo, o ativo cuja posse foi tomada.

O Banco Central do Brasil (2016a), define os títulos públicos federais como “instrumentos de renda fixa (pré-fixados ou pós-fixados) emitidos pelo governo federal para a obtenção de recursos junto a sociedade, com o objetivo primordial de financiar sua despesa.”

Ao analisar as possibilidades de investimentos em títulos públicos internacionais, os investidores levam em consideração as possibilidades de que o país, ao qual o investimento foi realizado, não retorne os rendimentos acordados. Segundo Gjonca et al (2004), o risco-país é geralmente definido como: “a probabilidade em que um país vai deixar de gerar câmbio suficiente para cumprir as suas obrigações para com os credores estrangeiros”. Em seu trabalho, Megale (2005) explica que quanto maior o risco-país, maiores são as chances de um emissor daquele país não repagar sua dívida.

Como apresentado no capítulo anterior, agências internacionais de classificação de risco procuram indicar, através de seus ratings, a qualidade do crédito ao qual um investidor irá se expor. No contexto de títulos públicos federais, as agências trabalham com o chamado risco de crédito soberano. O risco soberano é definido por Canuto et al (2012) como o risco de crédito associado às operações que envolvem o crédito de estados soberanos.

Segundo o Banco Central do Brasil (2016b), o rating soberano reflete os fundamentos macro e microeconômicos de um país no longo prazo e, apesar de ter uma definição diferente das medidas risco-país, os dois indicadores possuem uma forte correlação negativa: países com ratings soberanos elevados tendem a apresentar um risco-país mais baixo.

Segundo a Standard & Poor's (2015), a sua metodologia de ratings de governos soberanos “aborda os fatores que afetam a disposição e capacidade de um governo soberano de pagar as suas dívidas integral e pontualmente.” A agência de risco aponta cinco áreas principais para a análise dos ratings soberanos, como apresentado na figura 3.1, são elas: avaliação institucional, avaliação econômica, avaliação externa, avaliação fiscal e avaliação monetária.

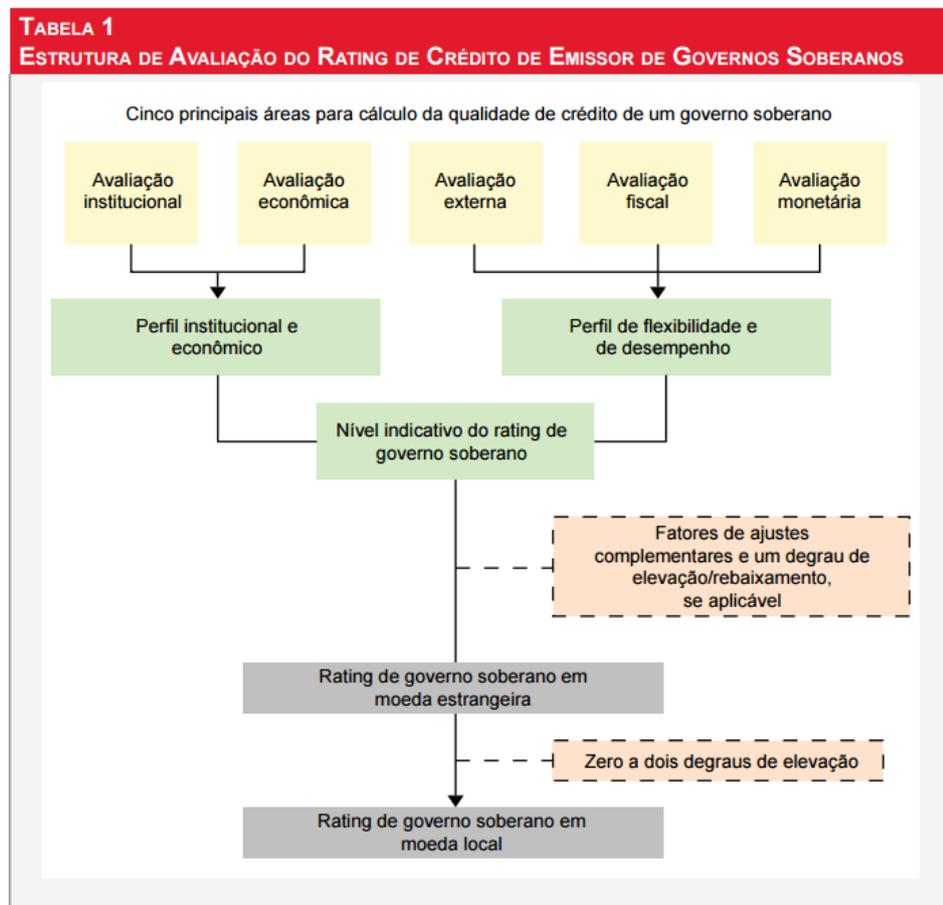


Figura 2.1: Estrutura dos Rating Soberano da Standard & Poor's

Fonte: Standard & Poor's (2013)

Em seu trabalho, Osturk et al (2016) explica que, com a participação das agências de risco na crise do final da última década, fundos de investimentos e bancos passaram a desenvolver métodos próprios para avaliar o risco de crédito.

Estudos que testam a habilidade de métodos de Inteligência Artificial, como o Support Vector Machines, para prever a determinação de ratings de crédito das agências de risco foram realizados (Belloti et al, 2011; Ozturk et al, 2016).

2.2. Decisão Multicritério e a Problemática de Classificação

Ao longo do tempo, estudos voltados a resolução de problemas de decisão multicritério foram realizados e resultaram em uma série de modelos e métodos que auxiliam decisores em diversos ramos de atividade. Almeida (2013) define um modelo de decisão como “uma representação formal e com simplificação do problema enfrentado com suporte de um método multicritério de apoio a decisão (MCDA).” A escolha do método MCDA é um passo muito importante para a tomada de decisão e depende de fatores tais como: os atores do processo decisório, o contexto da decisão, o tipo de problemática, etc.

O presente estudo consiste em um problema de alocação de países em determinados classes relacionadas a níveis de risco de investimento. A problemática de classificação é a que melhor descreve a situação. Segundo Roy (1996), a problemática de classificação objetiva alocar as ações (alternativas) em classes (categorias), que são determinadas a priori seguindo normas aplicáveis ao conjunto de ações. Para Doumpos e Zopounidis (2004), um problema de classificação está relacionado à atribuição de um conjunto de alternativas, que são descritas por um conjunto de atributos, a um conjunto q pré-definido de classes.

Segundo Bana e Costa (1992, apud Léger e Martel, 2002), a problemática de classificação pode ser abordada e distinguida em duas diferentes situações: existem problemas em que as alternativas são classificadas em classes que têm aspecto puramente nominal e, por outro lado, há casos em que o processo de alocação é feito entre classes organizadas de maneira ordinal. Com isso, Léger e Martel (2002) explicam que, no caso da problemática de classificação nominal, as alternativas a serem classificadas são julgadas se possuem um grau de similaridade suficientemente alto com pelo menos uma alternativa típica (de referência) de uma das classes. Se sim, a alternativa é classificada alocada a essa classe. A Figura 2.2 representa essa abordagem da alocação de alternativas segundo a problemática de classificação nominal.

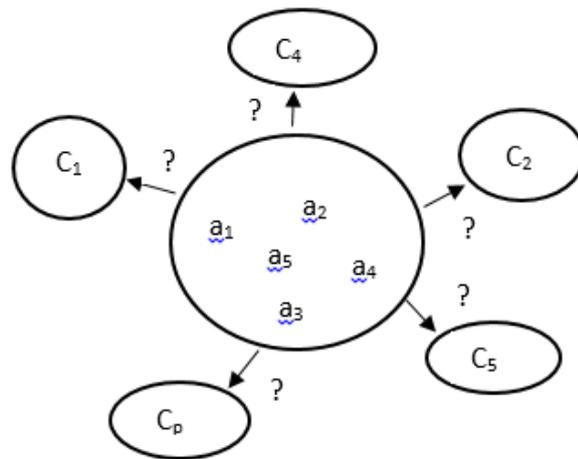


Figura 2.2: Problemática de classificação nominal

Fonte: Adaptada de Léger e Martel (2002)

Ao descrever a problemática de classificação ordinal, por outro lado, Léger e Martel (2002) explicam que, frequentemente, nos métodos utilizados, cada alternativa é julgada em relação a limites, superior e inferior, das classes do problema. Uma alternativa é alocada, assim, para a classe em que ela se encontra entre os limites de referência. A Figura 2.3 ilustra a problemática de classificação ordinal.

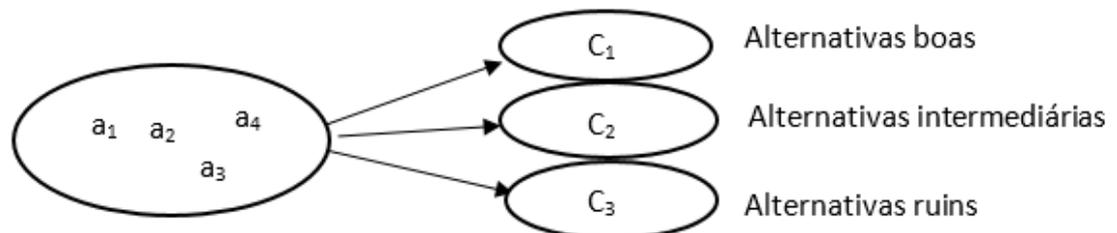


Figura 2.3: Problemática de classificação ordinal

Fonte: Adaptada de Léger e Martel (2002)

Os métodos de classificação multicritério são utilizados por pesquisadores em uma grande diversidade de problemas e áreas de atuação. A seguir, são citados alguns trabalhos relacionados à aplicação desses métodos.

Léger e Martel (2002) propõem um método multicritério para classificação de alternativas em classes organizadas segundo a problemática de classificação nominal, denominado TRINOMFC (TRI NOMinal base sur des Functions Critères). Nesse método, índices de similaridade entre alternativas e perfis de referência são calculados a partir dos critérios do

problema, que têm funções adaptadas da família de métodos PROMETHEE. Os autores aplicam o método no contexto de acidentes na construção civil.

Nemery e Lamboray (2007) propõem um método de classificação multicritério, denominado Flowsort, que aloca alternativas em classes/categorias a partir de comparações com perfis centrais ou com perfis de fronteira, que servem de referência para cada classe/categoria. Nesse método, a escolha de um dos tipos de perfil de referência para o problema fica a cargo do decisor. Nos casos em que perfis de fronteira são utilizados, o perfil de fronteira/referência inferior de uma classe funciona, ao mesmo tempo, como perfil de fronteira/referência superior da classe seguinte.

Decisões em finanças levam em consideração uma série de critérios, variáveis e múltiplos fatores que precisam ser enquadrados em uma abordagem que seja flexível as particularidades de um determinado problema e, nesse contexto, a utilização de ferramentas de apoio a decisão multicritério (MCDA) é interessante (Zopounidis e Doumpos, 2013).

Xidonas et al (2009) utiliza o método de classificação ELECTRE Tri para a avaliação e seleção de ações de bom desempenho. No estudo, o método é utilizado para classificar empresas de 8 diferentes classes (onde as empresas são separadas por setores) em três categorias: empresas de alto potencial financeiro, médio potencial financeiro e baixo potencial financeiro.

Doumpos et al (2001) aplicam uma abordagem de classificação baseada em conceitos de decisão multicritério e programação matemática, chamada de Método de Discriminação Hierárquica Multi-grupo (M.H.DIS), para classificar países em 4 níveis de risco. Nessa aplicação, os países são divididos inicialmente em categorias definidas de acordo com o nível de renda das alternativas: economia de alta renda, economia de renda médio-alto, economia de renda médio-baixo e economia de baixa renda.

Hu e Chen (2011) propõem e aplicam um método classificação multicritério, baseado na formulação do PROMETHEE II, em um problema de previsão de falência de empresas. O modelo proposto pelos autores utiliza índices de concordância e discordância que avaliam o grau em que cada alternativa do modelo sobreclassifica e é sobreclassificada por todas as alternativas/perfis de referência, definidos em todas as classes.

Dompous e Zapounidis (2004) propõem a utilização de um modelo de classificação multicritério que utiliza comparações par-a-par entre alternativas de classificação e alternativas de referência. Essas comparações são realizadas através de uma adaptação do método PROMETHEE II. Em seu trabalho, os autores aplicam a metodologia na área de finanças, especificamente, na avaliação do risco de crédito de empresas. O modelo proposto por Doumpos e Zapounidis é detalhado no subcapítulo 2.4 e é utilizado no presente trabalho, como

será posteriormente explicado no subcapítulo 4.4. Como base para o entendimento desse modelo, o subcapítulo 2.3 descreve o método PROMETHEE II.

2.3. PROMETHEE II

Dentre os tipos de métodos MCDA mais importantes, podem-se destacar os métodos de sobreclassificação (outranking). Esses métodos baseiam-se em comparações par-a-par entre o conjunto de alternativas de decisão e assumem uma característica não-compensatória. As famílias de métodos de sobreclassificação PROMETHEE e ELECTREE são as mais utilizadas (Almeida, 2013).

Brans e Vincke (1985) introduziram os princípios da família de métodos PROMETHEE, apresentando as versões PROMETHEE I e PROMETHEE II. Behzadian et al (2010), define o PROMETHEE (Preference Raking Organization Method for Enrichment Evaluations) como um método de sobreclassificação que trabalha com a ordenação e seleção de um conjunto finito de alternativas em função de critérios, que são muitas vezes conflitantes. Em seu estudo, esses autores afirmam que o número de pesquisadores que estão aplicando os métodos PROMETHEE em problemas práticos tem aumentando a cada ano.

Dentre os métodos presentes na família de métodos PROMETHEE, o PROMETHEE I resulta em um ranking parcial das alternativas e o PROMETHEE II apresenta uma ordem completa através de fluxos líquidos das alternativas (Brans e Vincke, 1985; Hu e Chen, 2011; Almeida, 2013). Segundo Behzadian (2010), através das comparações par-a-par entre as possíveis ações do problema, o PROMETHEE utiliza os conceitos de grau de preferência, que em uma fase posterior, são utilizado nos cálculos de fluxos de sobreclassificação. A análise desses fluxos ordena as ações em um ranking parcial (no caso do PROMETHEE I) e em um ranking completo (no caso do PROMETHEE II).

O método PROMETHEE II pode, dessa forma, ser utilizado para ordenar as alternativas $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, pertencentes ao conjunto A. A figura 2.4, adaptada do trabalho de Behzadian et al (2010), ilustra a estrutura do método PROMETHEE II através de 5 etapas.

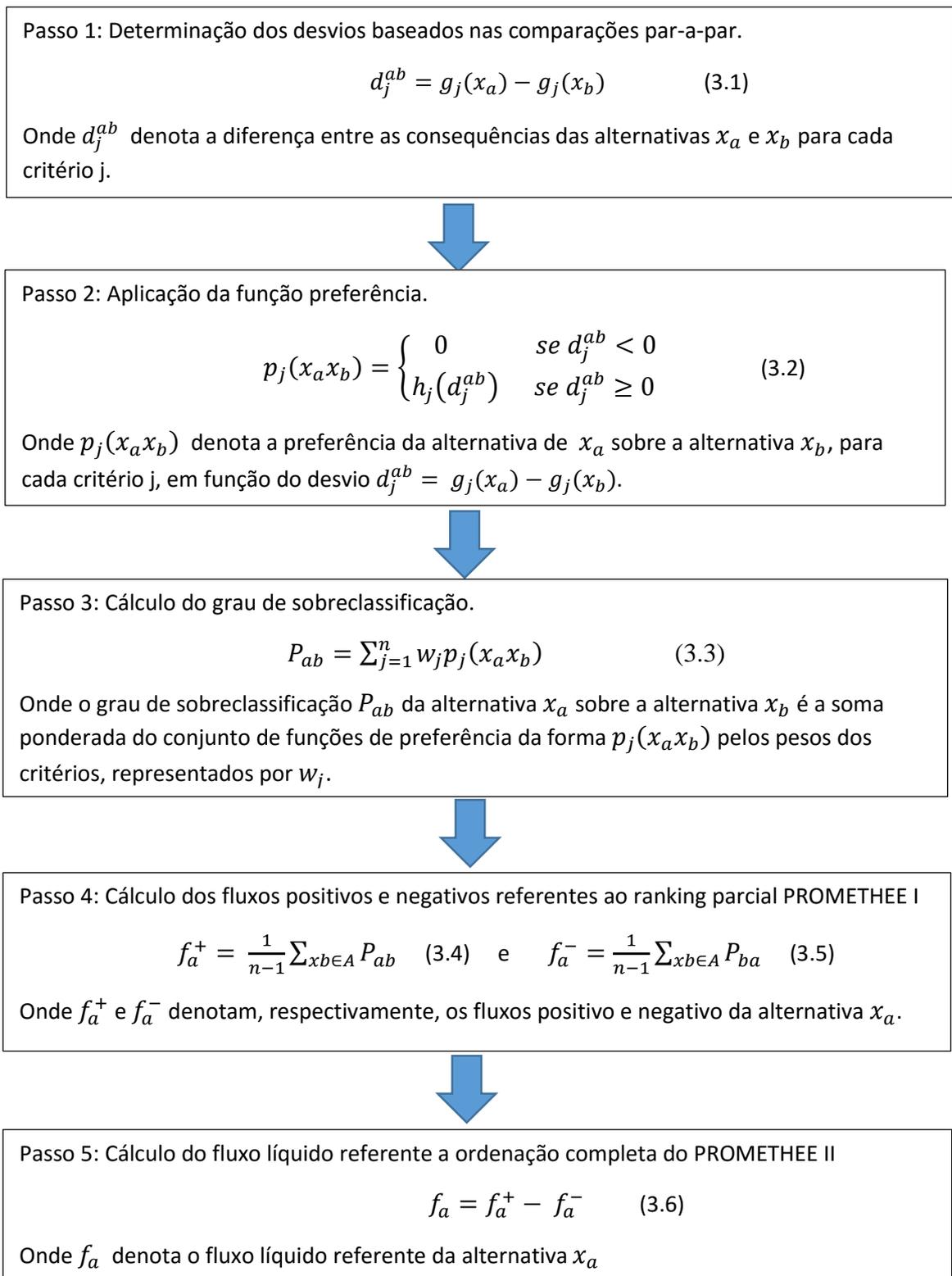


Figura 2.4: Passo a passo do PROMETHEE II

Fonte: Adaptado de Behzadian et al (2010)

Como pode ser observado na última etapa da figura 2.4, para o cálculo dos fluxos líquidos do PROMETHEE II (equação 3.6), são utilizados os fluxos positivos (equação 3.4) e negativos (equação 3.5) provenientes da versão I. Segundo Almeida (2013), o fluxo positivo (ou de saída) de uma alternativa x_a representa a intensidade em que essa alternativa é preferível às demais, e assim, quanto maior o fluxo positivo melhor é a alternativa x_a . Por outro lado, o fluxo negativo (ou de entrada) representa a intensidade de preferência das demais alternativas sobre x_a , dessa forma, quanto menor o fluxo negativo melhor é a alternativa x_a .

Os fluxos positivos e negativos são calculados com base nos graus de sobreclassificação (equação 3.3) das comparações par-a-par de cada alternativa. As funções de preferência (equação 3.2) são utilizadas com o objetivo de identificar o grau em que uma alternativa qualquer x_a supera, ou é superada, por outra alternativa x_b em determinado critério j , com base na diferença dos desempenhos dessas alternativas (equação 3.1).

Existem seis formas básicas de função preferência para a utilização no PROMETHEE: critério usual (tipo I), quase critério ou U-shape (tipo II), critério com preferência linear ou V-shape (tipo III), critério de nível (tipo IV), critério com preferência linear e área de indiferença (tipo V) e critério gaussiano (tipo VI) (Brans e Vincke, 1985; Almeida, 2013). A depender da escolha da função de preferência para um critério, são utilizados limiares de preferência (tipo III, tipo IV e tipo V) e/ou limiares de indiferença (tipo II, tipo IV e tipo V), definidos por Almeida (2013) como a seguir. O limiar de indiferença representa o maior valor para a diferença entre os desempenhos de duas alternativas abaixo do qual uma indiferença é percebida pelo decisor. O limiar de preferência indica o menor valor de diferença entre os desempenhos de duas alternativas acima do qual existe uma preferência estrita. O Quadro 2.1, adaptado de Almeida (2013), apresenta a estrutura das seis formas básicas de funções de preferência utilizadas nos métodos PROMETHEE onde o limiar de preferência é indicado por p e o limiar de indiferença é indicado por q . Assim, o Quadro 2.1 explica mais detalhadamente o Passo 2 da Figura 2.4.

Cada critério deve ser representado, dessa maneira, pela função de preferência que melhor o identifica. Por outro lado, não necessariamente a função de preferência utilizada para um critério precisa estar entre as seis formas básicas do Quadro 2.1. Dompous e Zapounidis (2004), por exemplo, propõem a utilização de programação linear para o cálculo das funções de preferência.

Em relação aos pesos dos critérios, utilizados na soma ponderada da equação 3.3, Almeida (2013) explica que, em métodos de sobreclassificação, como o PROMETHEE, os pesos assumem a forma de graus de importância dos critérios.

Quadro 2.1: Seis Formas Básicas da Função de Preferência

TIPO I – Critério Usual	$d_j^{ab} > 0$ $d_j^{ab} \leq 0$	$p_j(x_a x_b) = 1$ $p_j(x_a x_b) = 0$
TIPO II – Quase Critério ou U-shape	$d_j^{ab} > q$ $d_j^{ab} \leq q$	$p_j(x_a x_b) = 1$ $p_j(x_a x_b) = 0$
TIPO III – Preferência Linear ou V-shape	$d_j^{ab} > p$ $d_j^{ab} > p$ $d_j^{ab} \leq 0$	$p_j(x_a x_b) = 1$ $p_j(x_a x_b) = \frac{d_j^{ab}}{p}$ $p_j(x_a x_b) = 0$
TIPO IV – Critério de Nível	$d_j^{ab} > p$ $q < d_j^{ab} \leq p$ $d_j^{ab} \leq q$	$p_j(x_a x_b) = 1$ $p_j(x_a x_b) = 1/2$ $p_j(x_a x_b) = 0$
TIPO V – Preferência Linear e Área de Indiferença	$d_j^{ab} > p$ $q < d_j^{ab} \leq p$ $d_j^{ab} \leq q$	$p_j(x_a x_b) = 1$ $p_j(x_a x_b) = \frac{d_j^{ab} - q}{p - q}$ $p_j(x_a x_b) = 0$
TIPO VI – Critério Gaussiano	$d_j^{ab} > 0$ $d_j^{ab} \leq 0$	Preferência aumenta a partir de uma distribuição normal $p_j(x_a x_b) = 0$

Fonte: Adaptado de Almeida (2013)

2.4. MODELO DE DOUMPOS E ZAPOUNIDIS (2004)

Em seu artigo, os autores Doumpos e Zapounidis (2004) apresentam o desenvolvimento de um modelo de decisão multicritério que trabalha com estruturas similares ao método PROMETHEE II, sendo a proposta adaptada para a problemática de classificação.

A metodologia apresentada por Doumpos e Zapounidis (2004) é explicada inicialmente para o caso de duas classes ($C_1 > C_2$), onde a classe C_1 é preferível à classe C_2 . Neste caso, para cada alternativa x_k a ser classificada, são considerados os arcos de entrada $x_i \rightarrow x_k$ apenas para as alternativas de referência x_i pertencentes à classe C_1 . Por outro lado, os arcos de saída $x_k \rightarrow x_i$ são considerados apenas para as alternativas de referência x_i pertencentes a classe C_2 . A partir

desse pressuposto, os graus de sobreclassificação das alternativas são calculado como ocorre no método PROMETHEE II (equações 3.1, 3.2 e 3.3).

Após o cálculo dos graus de sobreclassificação para as comparações par-a-par das alternativas de classificação com as alternativas de referência, fluxos líquidos de sobreclassificação são calculados:

$$f_k = \frac{1}{m_2} f_k^+ - \frac{1}{m_1} f_k^- = \frac{1}{m_2} \sum_{xi \in C_2} P_{ki} - \frac{1}{m_1} \sum_{xi \in C_1} P_{ik} \quad (3.7)$$

Na equação, m_1 representa o número de países presentes na classe C_1 e m_2 representa o número de países presentes na classe C_2 . Os termos $\frac{1}{m_1}$ e $\frac{1}{m_2}$ são acrescentados à equação do fluxo líquido do PROMETHEE II com o objetivo de lidar com possíveis diferenças no número de países de referência para cada classe, e assim, eliminar efeitos adversos causados por essas diferenças. Para que uma alternativa x_k seja classificada, o valor de f_k pode ser comparado a um ponto de corte b , que pode ser estimado pelos parâmetros do problema ou determinado pelo decisor. Assim, para $f_k > b$, a alternativa x_k é alocada como C_1 e, para $f_k < b$, a alternativa x_k é alocada para a classe C_2 (Doumpos e Zapounidis, 2003).

De forma a adaptar o modelo para casos genéricos, não importando a quantidade de classes, os autores Doumpos e Zapounidis (2004) propuseram a quebra das análises em casos dicotômicos. Assim, para uma situação em que existem q classes: $C_1 > C_2 > C_3 > \dots > C_q$, assume-se f_{rk}^+ como o fluxo de saída da alternativa x_k considerando as comparações com as alternativas de referência a partir da classe C_{r+1} , $\{C_{r+1}, C_{r+2}, C_{r+3}, \dots, C_q\}$. Na mesma lógica, o fluxo de entrada f_{rk}^- da alternativa x_k é obtido a partir das alternativas de referência $\{C_1, C_2, C_3, \dots, C_r\}$. Nesse caso o fluxo líquido é calculado como:

$$f_{kr} = \frac{1}{m_{r+1}^q} f_k^+ - \frac{1}{m_1^r} f_k^- \quad (3.8)$$

Assim, para cada caso dicotômico é gerado um fluxo líquido f_{kr} que é, por sua vez, comparado a um ponto de corte b_r . Se $f_{k1} > b_1$, a alternativa x_k pertence a C_1 , senão, se $f_{k2} > b_2$, a alternativa x_k pertence a b_2 . Esse série se repete até a alternativa ser classificada ou até a comparação $f_{k(q-1)} > b_{q-1}$. No último caso, se a comparação for verdadeira, a alternativa x_k pertence a classe C_{q-1} , senão, a alternativa é alocada à classe C_q .

Em seu estudo, Doumpos e Zapounidis (2004) explicam ainda que, embora existam 6 tipos básicos de funções de preferência na literatura da família de métodos PROMETHEE, em

situação reais pode ser complicado, para o decisor, especificar uma forma de função e parâmetros, como os pesos, para cada um dos critérios. Como forma de se obter os parâmetros necessários para o processo de classificação para tais casos, os autores propõem a utilização de Programação Linear. Para isso, baseados na abordagem de Kiskos e Yannacopoulos (1985, apud Doumpos e Zopounidis, 2004), os autores modelam cada função de preferência p_j como partes de uma função linear. Denota-se $d_j^{max} = \max\{x_{ij} - x_{lj}\}$ a máxima diferença entre quaisquer duas alternativas de referência no critério j , e subdivide-se o intervalo $[0, d_j^{max}]$ em s_j subintervalos tais como: $[0, d_j^1]$, $(d_j^1, d_j^2]$, ... , $(d_j^{s_j-1}, d_j^{max}]$. A partir dessa divisão de intervalos, uma função de preferência para alternativas x_i e x_l quaisquer, tal que $d_j^{il} \in (d_j^{t-1}, d_j^t]$ e $(1 \leq t \leq s_j)$, pode ser calculada como:

$$p_j(x_i, x_l) = \sum_{v=1}^{t-1} h_{jv} + \frac{d_j^{il} - d_j^{t-1}}{d_j^t - d_j^{t-1}} h_{jt} \quad (3.9)$$

$$\text{Onde } h_{jt} = h_j(d_j^t) - h_j(d_j^{t-1})$$

A estimação dos valores de h_{jt} , para todo j e t , gera o conjunto de funções de preferência/diferença do problema. Para que o conjunto de pesos também seja estimado a partir da programação linear, e assim complementar a equação 1 do modelo, uma transformação na fórmula precisa ser feita. Definindo o termo $h'_{jt} = w_j h_{jt}$, temos:

$$p'_j(x_i, x_k) = w_j p_j(x_i, x_k) = \sum_{v=1}^{t-1} h'_{jv} + \frac{d_j^{ik} - d_j^{t-1}}{d_j^t - d_j^{t-1}} h'_{jt} \quad (3.10)$$

3. METODOLOGIA

Inicialmente, o presente capítulo apresenta o contexto do problema estudado. Em seguida, uma subdivisão da metodologia é explicada, através de um fluxograma, na seguinte ordem: escolha e coleta de indicadores, preparação para análises estatísticas, análises estatísticas e escolha dos critérios, aplicação do modelo de classificação e, por fim, análise dos resultados.

3.1. PROBLEMÁTICA

Segundo Canuto et al (2012) os ratings das agências de risco são indicadores sérios, de domínio público, que contribuem para a redução da incerteza dos investidores relacionada aos riscos que envolvem os títulos dos governos. Além disso, os autores explicam que os títulos de governos que possuem ratings das agências são preferidos, pelos investidores, em relação aos títulos que não possuem ratings.

Apesar da grande utilidade e alcance dos ratings das agências de classificação de risco, acontecimentos recentes arranharam, de certa maneira, a confiabilidade das decisões dessas agências. Para muitos autores, erros na forma de avaliação das agências de classificação foram um dos motivos de uma crise econômica iniciada no final da última década, conhecida como “subprime crisis”.

No contexto, os CDOs (Collateralized Debt Obligations), que são instrumentos financeiros negociáveis, constituídos por créditos de tipos similares, estavam deteriorando-se ao longo do tempo. Os CDOs eram formados principalmente por créditos à habitação de alto risco (subprime) e baixo risco (prime). Nos anos anteriores à crise, com um grande aumento de demanda desse tipo de aplicação e uma escassez de CDOs do tipo prime, a participação dos chamados subprime housing loans (créditos à habitação de alto risco) estava aumentando (Andersen et al, 2012).

Para Andersen et al (2012), a atuação das agências de classificação de risco nos anos anteriores a 2008 foi um dos fatores que levaram a crise do subprime, pois, mesmo com o aumento da participação dos créditos à habitação de alto risco, as agências de classificação continuaram a avaliar os CDOs favoravelmente, levando os investidores ao erro na avaliação do risco.

Segundo Rotheli (2010), o formato do modelo de negócios das agências de classificação de risco provoca situações de conflito de interesses. O autor explica que além de avaliar os ativos financeiros dos bancos, as agências também competem entre si para oferecer outros serviços a essas instituições, o que pode causar problemas relacionados a imparcialidade dos

ratings. A Comissão de Inquérito da Crise Financeira (2011, apud Salvador et al, 2014) explicou que antes da crise financeira de 2008, ao avaliar produtos estruturados emitidos por bancos, as agências de risco utilizaram modelos errados com o objetivo de aumentar suas cotas de mercado.

Em seu trabalho, Salvador et al (2014) explicam que, como resultado das críticas recebidas após a crise financeira, as agências de classificação passaram a atualizar seus critérios de ratings e tornaram-se mais rígidas. Segundo os resultados do trabalho, esse aumento de rigidez explica 25% das quedas nos ratings de bancos nos anos posteriores à crise.

Carneiro (2009) enfatiza que muitos chefes de estado têm se queixado das conclusões da agências de risco, que têm sido acusadas de interpretar erroneamente a solvabilidade financeira. Por outro lado, o autor explica que as agências respondem que, algumas vezes, os emissores classificados não providenciam todas as informações importantes para a avaliação.

Apesar dos estudos citados apontarem possíveis falhas nas avaliações das agências de risco, seus ratings continuam sendo vistos como parâmetros importante e confiáveis pelos investidores. Para Canuto et al (2012), o aumento na utilização dos ratings é um sinal de que os investidores consideram as avaliações de risco como bons indicadores da probabilidade de default (não cumprimento das obrigações acordadas em tempo ou valor). Ao avaliar a qualidade do crédito de um determinado devedor governamental ou corporativo, a Standard & Poor's (2011) considera como passo mais importante a avaliação dos recursos que o devedor (o país no caso dos ratings soberanos) possui para atender aos seus compromissos em relação a tamanho e prazo dessas obrigações.

Dado todo o contexto apresentado neste subcapítulo, percebe-se que a utilização de um modelo adicional para servir como indicador nas avaliações de títulos soberanos é interessante. O presente estudo objetiva aplicar um modelo multicritério de classificação de países em níveis de risco. A intenção do estudo não é de substituir nem de trazer melhorias aos modelos utilizados pelas agências. Por outro lado, o modelo pode ser utilizado como uma ferramenta adicional na avaliação e servir como um tipo de calibração para a decisão final de um investimento.

3.2. ETAPAS DO MODELO

A figura 3.1, a seguir, apresenta o fluxograma do modelo proposto, explicando de maneira resumida cada etapa do trabalho. As etapas são apresentadas mais detalhadamente, com a apresentação dos resultados alcançados, nos capítulos 4 e 5. O capítulo 4 apresenta as quatro

primeiras etapas do fluxograma. A quinta e última etapa, análise dos resultados, é apresentada individualmente no capítulo 5.

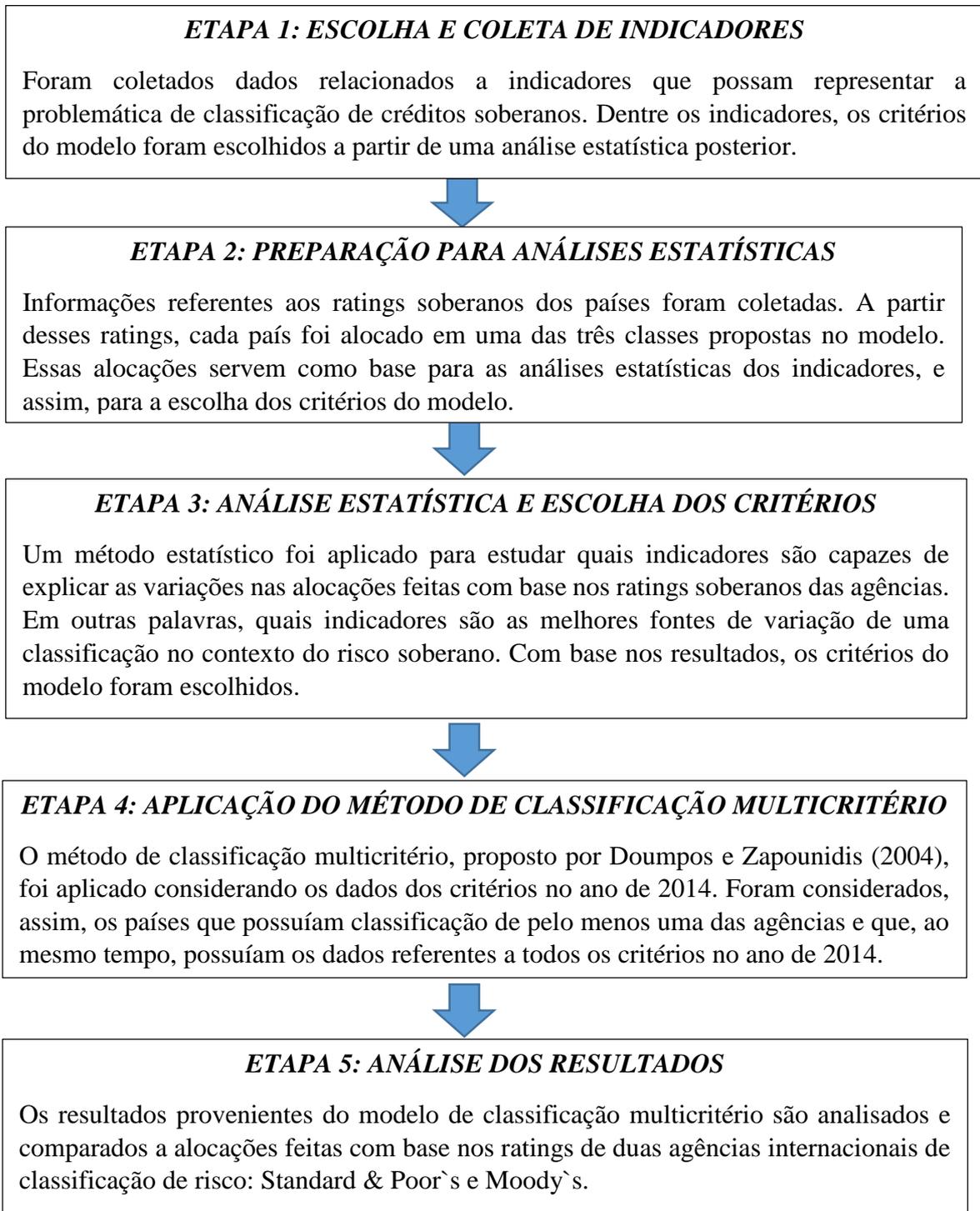


Figure 3.1: Fluxograma do Modelo Proposto

Fonte: Autor

4. MODELO PROPOSTO

4.1. ESCOLHA E COLETA DE INDICADORES

Inicialmente, uma coleta de dados referentes aos indicadores econômicos e financeiros de um grande número de países foi realizada. Para isso, foi utilizado o banco de dados fornecido no website da instituição World Bank (2016). Segundo Doumpou et al (2001), o World Bank está entre as organizações responsáveis por monitorar a ambiente social e econômico mundial.

Os dados apresentados no website do World Bank são divididos entre indicadores de diversos tipos, como por exemplo: educacionais, econômicos, saúde, ciência e tecnologia, financeiros, desenvolvimento social, etc. Inicialmente, foram escolhidos 18 indicadores, apresentados no Quadro 4.1, pertencentes aos tipos: econômicos, financeiros, de tendência e de débito externo. As descrições dos indicadores são apresentadas no Anexo 1.

Quadro 4.1: Indicadores inicialmente escolhidos.

INDICADORES	
1	GDP growth (annual %)
2	GDP per capita (current US\$)
3	Current account balance (BoP, current US\$)
4	Inflation, GDP deflator (annual %)
5	Exports of goods and services (% of GDP)
6	Gross savings (% of GDP)
7	External debt stocks, total (DOD, current US\$)
8	Foreign direct investment, net inflows (BoP, current US\$)
9	GDP at market prices (current US\$)
10	Total reserves (includes gold, current US\$)
11	GNI per capita, Atlas method (current US\$)
12	Lending interest rate (%)
13	Risk premium on lending (lending rate minus treasury bill rate, %)
14	S&P Global Equity Indices (annual % change)
15	Real interest rate (%)
16	Net flows on external debt, long-term (NFL, current US\$)
17	Depth of credit information index (0=low to 8=high)
18	Money and quasi money growth (annual %)

Fonte: World Bank (2016)

Os indicadores foram escolhidos para serem analisados estatisticamente e servirem como base para a escolha dos critérios do modelo de classificação proposto. A escolha dos indicadores foi feita a partir de uma revisão literária, da sua descrição feita pelo World Bank (2016), do número de dados disponíveis para cada indicador, e dos anos para os quais tais indicadores são

fornecidos (o método multicritério foi utilizado de acordo com classificações referentes ao ano de 2014).

4.2. PREPARAÇÃO PARA AS ANÁLISES ESTATÍSTICAS

Após serem coletados dados referentes aos 18 indicadores apresentados no Quadro 4.1, uma etapa de análises estatísticas foi realizada. O objetivo dessa etapa foi estudar, entre os indicadores, quais são os que melhor explicam a classificação de risco entre os países. Com esse intuito, primeiramente, buscou-se classificações de risco já existentes, o que resultou na utilização dos ratings soberanos avaliados por agências internacionais (Moody's e Standard & Poor's) como base para a classificação.

As agências internacionais, Moody's e Standard & Poor's, disponibilizam em seus respectivos websites o histórico de ratings soberanos (notas de risco do crédito soberano) de um grande número de países. As classificações dos países são realizadas com base em metodologias desenvolvidas por cada agência, e assim, cada país recebe uma das notas (ratings) pré-estabelecidas. Os ratings pré-estabelecidos pelas agências podem ser subdivididos em quatro diferentes tipos: grau de investimento de qualidade alta, grau de investimento de qualidade média, grau especulativo, e por fim, grau com alto risco de inadimplência.

O modelo de classificação multicritério proposto neste trabalho propõe uma subdivisão dos países em três classes, onde a classe C_3 representa a conjunto dos países classificados nos tipos: grau especulativo e alto risco de inadimplência. Dessa forma, a classe C_1 é referente aos países (títulos soberanos) de baixíssimo risco. A classe C_2 é referente aos países (títulos soberanos) de risco baixo a moderado. E, por fim, a classe C_3 refere a países (títulos soberanos) com grau de risco mais alto. A nomenclatura dos ratings e suas respectivas classificações, quanto ao seu tipo e a sua classe, são apresentadas no Quadro 4.2.

A classificação dos países entre as três classes foi, dessa maneira, realizada a partir dos ratings das duas agências internacionais. Inicialmente, buscou-se no website da Standard & Poor's (Standard & Poor's, 2016) os ratings dos países presentes nas planilhas de indicadores geradas no website do World Bank (2016). Assim, cada país foi alocado em uma das três classes de acordo com o seu respectivo rating, como ilustra o Quadro 4.2. Em seguida, o mesmo procedimento foi realizado para os ratings dos países classificados pela agência Moody's (Moody's 2016).

Quadro 4.2: Classes do Modelo e Ratings das Agências Internacionais

Ratings – Agências de Classificação			
TIPO	CLASSES	Moody's	Standard & Poor's
Grau de investimento (qualidade alta)	CLASSE C ₁	Aaa	AAA
		Aa1	AA+
		Aa2	AA
		Aa3	AA-
		A1	A+
		A2	A
		A3	A-
Grau de investimento (qualidade média)	CLASSE C ₂	Baa1	BBB+
		Baa2	BBB
		Baa3	BBB-
Grau de especulação (qualidade baixa)	CLASSE C ₃	Ba1	BB+
		Ba2	BB
		Ba3	BB-
		B1	B+
		B2	B
		B3	B-
Alto risco de inadimplência	CLASSE C ₃	Caa1	CCC+
		Caa2	CCC
		Caa3	CCC-
		Ca	CC
		C	C
			D

Fonte: Moody's e Standard & Poor's

É importante destacar que nem todos os países são classificados pelas duas agências em um mesmo ano. Além disso, em alguns casos em que um determinado país é classificado por ambas, os ratings recebidos podem alocá-lo para classes diferentes, se analisados individualmente. Por isso, para as análises estatísticas referentes às escolhas dos critérios, uma regra foi estabelecida: como classificação final, os países foram distribuídos entre as classes a partir do pior cenário entre as alocações das agências, quando estas são discordantes. Exemplificando, se um determinado país é alocado para a classe C₂ por uma agência e para a

classe C₃ pela outra, prevalece o rating que aloca o país para a classe C₃. Nos casos em que um país possui rating de apenas uma agência, esse rating foi utilizado para a alocação. O fato de nem todos os países possuírem ratings das duas agências para um mesmo ano pode ser considerado uma limitação do trabalho, pois, a partir da regra estabelecida, países com apenas um rating têm uma chance menor de serem alocados a uma classe superior quando comparados aos países que possuem ratings de ambas agências.

O procedimento de alocação dos países em classes foi feito para os anos: 2011, 2012, 2013 e 2014. Ao analisar os dados, percebe-se que 125 países possuem ratings de pelo menos uma das duas agências em um desses anos, considerando-se os países que têm dados fornecidos pelo World Bank (2016). A Tabela 4.1 ilustra o nome dos 125 países utilizados e suas classificações referentes a cada um dos quatro anos com base na proposta de classificação descrita anteriormente:

Tabela 4.1: Alocação dos países pelos ratings

ALOCAÇÃO DE CLASSES POR ANO				
País	2011	2012	2013	2014
Albânia	3	3	3	3
Angola	3	3	3	3
Argentina	3	3	3	3
Armênia	3	3	3	3
Austrália	1	1	1	1
Áustria	1	1	1	1
Azerbaijão	3	2	2	2
Bahamas	2	2	2	2
Bahrain	2	2	2	2
Bangladesh	3	3	3	3
Barbados	2	3	3	3
Belarus	3	3	3	3
Bélgica	1	1	1	1
Belize	3	3	3	3
Bolívia				3
Bósnia e H.	3	3	3	3
Botswana	1	1	1	1
Brasil	2	2	2	2
Bulgária	2	2	2	3
Burkina Faso	3	3	3	3
Camboja	3	3	3	3
Camarões	3	3	3	3
Canadá	1	1	1	1
Chile	1	1	1	1
China	1	1	1	1
Colômbia	3	2	2	2
Congo, Dem. Rep.			3	3
Congo, Rep.	3	3	3	3
Costa Rica	3	3	3	3
Costa do Marfim				3
Croácia	2	3	3	3
Cuba	3	3	3	3
Curacao	1	1	1	1
Chipre	2	3	3	3
República Checa	1	1	1	1
Dinamarca	1	1	1	1
República Dominicana	3	3	3	3
Equador	3	3	3	3
Egito, Árabe Rep.	3	3	3	3
El Salvador	3	3	3	3
Estônia	1	1	1	1
Etiópia				3
Finlândia	1	1	1	1
França	1	1	1	1
Polinésia Francesa	3	3	3	3
Gabão				3
Geórgia	3	3	3	3
Alemanha	1	1	1	1
Gana	3	3	3	3
Grécia	3	3	3	3

Guatemala	3	3	3	3	Paquistão	3	3	3	3
Honduras	3	3	3	3	Panamá	2	2	2	2
Hungria	3	3	3	3	Papa Nova				
Islândia	2	2	2	2	Guiné	3	3	3	3
Índia	2	2	2	2	Paraguai	3	3	3	3
Indonésia	3	3	3	2	Peru	2	2	2	2
Irlanda	3	3	3	2	Filipinas	3	3	2	2
Israel	1	1	1	1	Polônia	1	1	1	1
Itália	1	2	2	2	Portugal	3	3	3	3
Jamaica	3	3	3	3	Qatar	1	1	1	1
Japão	1	1	1	1	Romênia	3	3	3	2
Jordan	3	3	3	3	Rússia	2	2	2	2
Cazaquistã o	2	2	2	2	Ruanda	3	3	3	3
Quênia		3	3	3	Arábia Saudita	1	1	1	1
Coréia, Rep.	1	1	1	1	Senegal	3	3	3	3
Kuwait	1	1	1	1	Sérvia	3	3	3	3
Letônia	3	2	2	1	Singapura	1	1	1	1
Líbano	3	3	3	3	República Eslovaca	1	1	1	1
Liechtenste in	1	1	1	1	Eslovênia	1	2	3	3
Lituânia	2	2	2	2	África do Sul	2	2	2	2
Luxemburg o	1	1	1	1	Espanha	1	2	2	2
Macedônia, FYR	3	3	3	3	Sri Lanka	3	3	3	3
Malásia	1	1	1	1	Suriname	3	3	3	3
Malta	1	1	2	2	Suécia	1	1	1	1
Mauritius	2	2	2		Suíça	1	1	1	1
México	2	2	2	2	Tailândia	2	2	2	2
Moldova	3	3	3	3	Trinidad e T.	2	2	2	2
Mongólia	3	3	3	3	Tunísia	2	2	3	3
Montenegr o	3	3	3	3	Turquia	3	3	3	3
Marrocos	3	3	3	3	Ilhas Turcas e Caicos				2
Moçambiq ue	3	3	3	3	Uganda	3	3	3	3
Namíbia	2	2	2	2	Ucrânia	3	3	3	3
Países Baixos	1	1	1	1	Emirados Árabes Unidos	1	1	1	1
Nova Zelândia	1	1	1	1	Reino Unido	1	1	1	1
Nicarágua	3	3	3	3	Estados Unidos	1	1	1	1
Nigéria	3	3	3	3	Uruguai	3	2	2	2
Noruega	1	1	1	1	Vietnam	3	3	3	3
Omã	1	1	1	1	Zâmbia	3	3	3	3

Fonte: Autor, Standard & Poor's e Moody's

Ao analisar os dados da Tabela 4.1, percebe-se que a maioria dos países, nos quatro anos estudados, é alocada para a classe C3. A classe C2, por sua vez, é a que recebe o menor número de países. Isso acontece porque os ratings que mais se repetem são os do grau especulação (qualidade baixa). Além disso, a classe C3 é a que engloba a maior variedade de ratings, como pode ser visualizado no Quadro 4.2. Um resumo dos dados referentes a alocação dos países entre as classes pode ser encontrado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 Número de países alocados por classe e ano

NÚMERO DE PAÍSES POR CLASSE/ANO				
ANO	Classe 1	Classe 2	Classe 3	TOTAL
2011	39	21	58	118
2012	36	25	58	119
2013	35	25	60	120
2014	36	26	62	124
TOTAL	146	97	238	

Fonte: Autor

Analisando a tabela, percebe-se que o ano de 2014 possui o maior número de países classificados (124) sendo seguido pelos anos de 2013 (120 países), 2012 (119 países) e 2011 (118 países). Após a alocação dos países dentro das 3 classes propostas, a realização de testes estatísticos para um melhor entendimento dos dados coletados foi possível.

4.3. ANÁLISE ESTATÍSTICA E ESCOLHA DOS CRITÉRIOS

Com o objetivo de analisar a influência dos indicadores escolhidos na classificação dos países, e assim, determinar os critérios a serem utilizados posteriormente no método, análises estatísticas foram realizadas. Para isso, buscou-se testes de comparação e dependência entre conjuntos de dados amostrais.

Para a escolha do método estatístico a ser utilizado nesta análise, fez-se necessário um teste de normalidade para os dados dos 18 indicadores, em cada uma das classes, para determinar se a utilização de um método paramétrico seria apropriada. Dessa forma, o teste de normalidade Anderson-Darling foi realizado com o auxílio do software Minitab. O Quadro 4.3, a seguir, é composto pelos resultados do teste de normalidade para cada uma das classes dos indicadores. Ao analisar os resultados, percebe-se que o teste Anderson-Darling indicou que os dados amostrais utilizados na pesquisa, na grande maioria dos casos, não são paramétricos.

Quadro 4.3 Teste de Normalidade Anderson-Darling

TESTE DE NORMALIDADE		
Indicador	Classe	Normalidade
1	1	NÃO NORMAL
	2	NORMAL
	3	NÃO NORMAL
2	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
3	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
4	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
5	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
6	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
7	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
8	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
9	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
10	3	NÃO NORMAL
	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
11	3	NÃO NORMAL
	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
12	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
13	1	NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NORMAL
14	1	NORMAL
	2	NORMAL
	3	NORMAL
15	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
16	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
17	1	NÃO NORMAL
	2	NÃO NORMAL
	3	NÃO NORMAL
18	1	NÃO NORMAL
	2	NORMAL
	3	NÃO NORMAL

Fonte: Autor

A análise de variância (ANOVA) é um dos testes mais utilizados na literatura quando se procura os aspectos que influenciam uma determinada variável. Doane e Lori (2008) explicam em seu livro que a ANOVA “busca identificar as fontes de variação em uma variável numérica dependente Y (a variável resposta).” Ainda segundo esses autores, a ANOVA analisa se a variação em torno da média da variável resposta é explicada por determinados fatores ou variáveis categorias e, para isso, o método pressupõe, entre outras coisas, que as populações amostradas são normais. Como o teste de Anderson-Darling indicou que as populações do presente trabalho não seguem uma distribuição normal, a Análise de Variância não é indicada para a análise do presente estudo, e assim, para a escolha dos critérios. Por outro lado, por ser vastamente utilizada em diversos trabalhos, a ANOVA foi realizada para efeito ilustrativo e

para comparação dos resultados com o método não-paramétrico, posteriormente realizado e utilizado para a escolha dos critérios. No teste, a hipótese H_0 indica que não existe diferença significativa entre as médias das classes. Nos casos em que o teste resulta em H_0 falsa, o resultado indica que a ANOVA não consegue atestar que não há diferença significativa para pelo menos uma das médias. Para estudar em quais comparações esse fato ocorreu, o teste Tukey pode ser utilizado. Segundo Doane e Lori (2008), o teste Tukey é um procedimento natural quando os resultados da análise de variância apontam uma diferença significativa em pelo menos uma das médias.

A Tabela 4.3, a seguir, ilustra os resultados da ANOVA para cada um dos 18 indicadores. Os resultados da última coluna indicam a quantidade de comparações em que o teste Tukey indica uma diferença significativa. Como, na análise, a variável Y assume três possíveis resultados (referentes às possíveis classes), o número máximo de comparações, e assim da última coluna, é 3.

Tabela 4.3: Resultados da ANOVA

ANOVA					
INDICADOR	F	valor-P	F crítico	H_0	Tukey
1	4.714485848	0.009427566	3.016458152	Falsa	1
2	211.5004708	4.3362E-65	3.016221559	Falsa	3
3	2.835559363	0.059908845	3.019102807	Verdadeiro	
4	11.03943071	2.10543E-05	3.016458152	Falsa	1
5	26.54545154	1.39311E-11	3.01720189	Falsa	2
6	42.29429802	3.17653E-17	3.02080007	Falsa	3
7	52.6359903	1.1117E-19	3.033438776	Falsa	3
8	26.97716963	8.76891E-12	3.016036139	Falsa	2
9	27.7453062	4.48533E-12	3.016221559	Falsa	2
10	18.60951881	1.76455E-08	3.016554326	Falsa	2
11	255.7387455	1.08789E-73	3.01689808	Falsa	3
12	92.53531765	6.40087E-32	3.026361014	Falsa	3
13	11.11421828	2.89797E-05	3.048832572	Falsa	2
14	0.558046904	0.57292672	3.026256838	Verdadeiro	
15	14.86793287	7.1611E-07	3.027110643	Falsa	2
16	29.72077413	2.93699E-12	3.033438776	Falsa	1
17	13.9032454	2.15991E-06	3.039508254	Falsa	2
18	7.307609881	0.000818426	3.03078765	Falsa	1

Fonte: Autor

Sabendo-se que o teste de Anderson-Darling indicou que os conjuntos de dados amostrais do presente estudo não são normais, um teste não-paramétrico foi escolhido para analisar os indicadores: o teste de Kruskal-Wallis. Segundo Doane e Lori (2008), o teste Kruskal-Wallis funciona como uma alternativa não-paramétrica (não requer populações normais) para a

ANOVA com um fator, sendo assim, uma alternativa atrativa para aplicações em finanças, engenharia e marketing. Os autores ainda indicam que esse teste compara as medianas de amostras independentes e testa as seguintes hipóteses:

H_0 : Todas as populações possuem medianas iguais.

H_1 : Nem todas as populações possuem medianas iguais.

Para a realização do teste de Kruskal-Wallis, e assim o estudo dos indicadores que melhor representam a variação das alocação dos países nas três classes, o software Minitab foi utilizado. Entre os resultados, o software disponibiliza o valor-P do teste, que para um grau de confiança de 95%, precisa ser maior que 0.05 para que a hipótese H_0 seja aceita. A Tabela 4.4, a seguir, ilustra os resultados do teste Kruskal-Wallis. A última coluna (N) indica, nos casos em que o valor-P é menor que 0.05, a quantidade de comparações em que H_0 é rejeitada.

Tabela 4.4: Resultados Kruskal-Wallis

INDICADOR	VALOR-P	H_0	N (MAX 3)
1	0	Ho é falsa	1
2	0	Ho é falsa	3
3	0	Ho é falsa	2
4	0	Ho é falsa	2
5	0	Ho é falsa	3
6	0	Ho é falsa	3
7	0	Ho é falsa	2
8	0	Ho é falsa	3
9	0	Ho é falsa	3
10	0	Ho é falsa	3
11	0	Ho é falsa	3
12	0	Ho é falsa	3
13	0	Ho é falsa	2
14	0.376	Ho verdadeira	
15	0	Ho é falsa	3
16	0	Ho é falsa	1
17	0	Ho é falsa	2
18	0	Ho é falsa	2

Fonte: Autor

Ao analisar os dados das Tabelas 4.3 e 4.4, percebe-se que ambos os métodos aceitam as suas respectivas hipóteses nulas (H_0) para indicador 14. Além deste, a ANOVA também aceita a hipótese H_0 para o indicador 3. A diferença mais significativa entre os métodos é percebida ao analisar internamente as rejeições (em quantas comparações a hipótese é rejeitada). Para ambos os métodos, três comparações são realizadas (devido aos dados serem divididos em três classes). A Tabela 4.5 compara, de forma resumida, os quantitativos de comparações em que

os métodos rejeitam H_0 . É importante lembrar que a hipótese de Kruskal-Wallis é baseada no valor da mediana, enquanto a ANOVA baseia-se no valor da média.

Tabela 4.5: Comparação entre os métodos ANOVA e Kruskal-Wallis

RESULTADOS			
	Indicador	ANOVA	KRUSKAL WALLIS
1	GDP growth (annual %)	1	1
2	GDP per capita (current US\$)	3	3
3	Current account balance (BoP, current US\$)	0	2
4	Inflation, GDP deflator (annual %)	1	2
5	Exports of goods and services (% of GDP)	2	3
6	Gross savings (% of GDP)	3	3
7	External debt stocks, total (DOD, current US\$)	3	2
8	Foreign direct investment, net inflows (BoP, current US\$)	2	3
9	GDP at market prices (current US\$)	2	3
10	Total reserves (includes gold, current US\$)	2	3
11	GNI per capita, Atlas method (current US\$)	3	3
12	Lending interest rate (%)	3	3
13	Risk premium on lending (lending rate minus treasury bill rate, %)	2	2
14	S&P Global Equity Indices (annual % change)	0	0
15	Real interest rate (%)	2	3
16	Net flows on external debt, long-term (NFL, current US\$)	1	1
17	Depth of credit information index (0=low to 8=high)	2	2
18	Money and quasi money growth (annual %)	1	2

Fonte: Autor

Para a utilização no método multicritério de classificação, os critérios foram escolhidos com base nos resultados dos indicadores provenientes do método de Kruskal-Wallis. Como já foi explicado, esse método é mais indicado por servir para dados que não seguem uma distribuição normal. Dessa forma, os critérios utilizados no modelo de classificação correspondem aos 9 indicadores que obtiveram o número máximo de diferenças significativas nas comparações de semelhança entre as medianas no método Kruskal-Wallis. Buscaram-se assim as fontes que melhor explicam a variação da variável resposta Y, que corresponde à alocação dos países entre as classes (Tabela 4.1). O Quadro 4.4 ilustra a escolha dos critérios como resultado da etapa de análises estatísticas. É importante frisar que a escolha de critérios com base apenas em análises estatísticas consiste em uma limitação do trabalho, pois, é possível que indicadores considerados importantes no contexto do problema não sejam selecionados pelo método. Porém, como o presente estudo não trabalha com decisores em seu processo, a escolha de critérios baseada na análise estatística se justifica.

Quadro 4.4: Critérios do Modelo de Classificação

CRITÉRIOS DO MODELO		
1	GDP per capita (current US\$)	Crescente
2	Exports of goods and services (% of GDP)	Crescente
3	Gross savings (% of GDP)	Crescente
4	Foreign direct investment, net inflows (BoP, current US\$)	Crescente
5	GDP at market prices (current US\$)	Crescente
6	Total reserves (includes gold, current US\$)	Crescente
7	GNI per capita, Atlas method (current US\$)	Crescente
8	Lending interest rate (%)	Decrescente
9	Real interest rate (%)	Decrescente

Fonte: Autor

4.4. APLICAÇÃO DO MODELO DE CLASSIFICAÇÃO

O modelo de classificação multicritério utilizado no presente trabalho foi baseado no modelo proposto por Doumpos e Zapounidis (2004). Em seu estudo, como explicado na subcapítulo 2.4, esses autores desenvolvem um modelo de classificação baseado em comparações par-a-par entre as alternativas a serem classificadas e um conjunto X de alternativas de referência, que são alocadas em um conjunto q pré-definido de classes C_1, C_2, \dots, C_q . As classes, por sua vez, são organizadas de maneira ordinal: $C_1 > C_2 > \dots > C_q$. Dessa maneira, cada alternativa x_k é comparada, para cada um dos critérios do problema, com cada uma das alternativas de referência x_i pertencentes ao conjunto X .

Trazendo o modelo para o contexto do presente estudo, o problema consiste em classificar países (títulos soberanos) em 3 classes ordenadas como: $C_1 > C_2 > C_3$. Para isso, os critérios estabelecidos no Quadro 4.4 são utilizados. Como base para as comparações par-a-par propostas no modelo, o presente estudo utilizou três países de referência para cada uma das classes. Como apresentado na proposta de Doumpos e Zaponidis (2004) no subcapítulo 2.4, nos casos em que o problema envolve mais de duas classes para classificação, o problema é quebrado em problemas dicotômicos. Em uma situação de um problema de três classes, dois casos dicotômicos são analisados. Para efeitos de melhor visualização e organização para análises posteriores, os casos dicotômicos são explicados a seguir:

- a. Caso Dicotômico 1: Inicialmente, para cada alternativa x_k , são analisados os fluxos de entrada provenientes apenas das alternativas de referência x_i da classe C_1 e os fluxos de saída para as alternativas de referência x_i das classes C_2 e C_3 . Se o fluxo líquido de sobreclassificação (equação 4.1) for maior que o ponto de corte b_1 , a

alternativa x_k é alocada para a classe C_1 . Em caso contrário, a alternativa é analisada no caso dicotômico 2.

$$f_{k1} = \frac{1}{(m_2 + m_3)} \sum_{xi \in C_2 C_3} P_{ki} - \frac{1}{m_1} \sum_{xi \in C_1} P_{ik} \quad (4.1)$$

- b. Caso Dicotômico 2: São analisados, para cada alternativa x_k , os fluxos de entrada provenientes das alternativas de referência pertencentes às classes C_1 e C_2 e os fluxos de saída para as alternativas de referência pertencentes à classe C_3 . Se o fluxo líquido de sobreclassificação (equação 4.2) for maior que o ponto de corte b_2 , a alternativa x_k é alocada para a classe C_2 . Em caso contrário, a alternativa é alocada na classe C_3 .

$$f_{k2} = \frac{1}{m_3} \sum_{xi \in C_3} P_{ki} - \frac{1}{(m_1 + m_2)} \sum_{xi \in C_1 C_2} P_{ik} \quad (4.2)$$

A escolha das alternativas de referência se deu a partir das classificações das agências Moody's e Standard & Poor's para o ano de 2014. Além disso, o ano de 2014 foi utilizado também como a fonte de dados dos 9 critérios do modelo. Dessa forma, foram utilizados no modelo de classificação multicritério os países presentes na lista apresentada no Quadro 4.2 que possuem dados referentes aos 9 critérios no ano de 2014 disponibilizados pelo World Bank (2016), o que totalizou um conjunto de 45 países.

Como parte da análise dos resultados do modelo, foram feitas comparações entre a classificação dos países proveniente da aplicação do modelo e a classificação com base nos ratings das agências de risco. Em relação a classificação com base nas agências, 4 cenários são estabelecidos para a comparação:

- a. Cenário 1: as alternativas são alocadas nas classes com base no pior cenário entre as alocações da duas agências. Portanto, nesse cenário as alocações ocorrem da mesma forma que foram feitas da etapa de preparação para as análises estatísticas (Subcapítulo 4.2).
- b. Cenário 2: as alternativas são alocadas nas classes de acordo com o melhor cenário entre as alocações das duas agências.
- c. Cenário 3: as alternativas são alocadas de acordo com os ratings da agência de classificação de risco Standard & Poor's.

- d. Cenário 4: as alternativas são alocadas de acordo com os ratings da agência de classificação de risco Moody's.

Dessa maneira, de forma preliminar à aplicação do modelo de classificação, os 45 países escolhidos foram alocados dentre as 3 classes propostas no modelo. Os países, seus ratings dados pelas agências de classificação, e suas alocações de acordo com os 4 cenários propostos, são organizados na Tabela 4.6.

Dos 45 países analisados no modelo, percebe-se que 9 deles possuem ratings de apenas uma agência de classificação no ano de 2014. No total, 41 países possuem ratings da Standard & Poor's e 40 países possuem ratings da Moody's. Dentre 36 os países que foram analisados por ambas agências nesse ano, em apenas dois casos os ratings das agências alocam o país para classes diferentes. Isso acontece para o México, alocado para a classe C₁ pela Moody's e para a classe C₂ pela Standard & Poor's, e para a Bulgária, alocada para a classe C₂ pela Moody's e para a classe C₃ pela Standard & Poor's.

Para a aplicação do modelo, é necessária a escolha de países de referência para cada uma das classes. Foram realizados testes para 3 combinações de países de referência, cada uma com três países de referência por classe. Os países de referência foram escolhidos de acordo as alocações iniciais da Tabela 4.6. Dentre o conjunto de países alocados em cada classe na Tabela 4.6, as escolhas das alternativas de referência foram realizadas aleatoriamente. O Quadro 4.5 ilustra os países escolhidos nas 3 combinações:

Quadro 4.5: Países de Referência.

	Classe C₁	Classe C₂	Classe C₃
Combinação 1	Austrália	Brasil	Montenegro
	Coréia, Rep.	Romênia	Argentina
	Qatar	Tailândia	Geórgia
Combinação 2	Canada	Brasil	Costa Rica
	Estônia	Uruguai	Egito, Árabe Rep.
	Reino Unido	Itália	Geórgia
Combinação 3	Canadá	Índia	Montenegro
	Estônia	Tailândia	Bósnia e H.
	Reino Unido	Itália	Geórgia

Fonte: Autor

Tabela 4.6: Alocação dos países de acordo com os 4 cenários propostos

ALOCAÇÃO DOS PAÍSES EM CLASSES COM BASE NOS RATINGS DAS AGÊNCIAS						
País	S&P	Moody's	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4
Austrália	AAA	Aaa	1	1	1	1
República Checa	AA-	A1	1	1	1	1
Coréia, Rep.	A+	Aa3	1	1	1	1
Canadá	AAA	Aaa	1	1	1	1
Reino Unido	AAA	Aa1	1	1	1	1
Estônia	AA-	A1	1	1	1	1
Chile	AA-	Aa3	1	1	1	1
Israel	A+	A1	1	1	1	1
Kuwait	AA	Aa2	1	1	1	1
Qatar	AA	Aa2	1	1	1	1
Singapura	AAA	Aaa	1	1	1	1
Brasil	BBB-	Baa2	2	2	2	2
Colômbia	BBB	Baa2	2	2	2	2
Itália	BBB-	Baa2	2	2	2	2
México	BBB+	A3	2	1	2	1
Romênia	BBB-	Baa3	2	2	2	2
Uruguai	BBB	Baa2	2	2	2	2
Azerbaijão	BBB-	Baa3	2	2	2	2
Bahamas	BBB		2	2	2	
Indonésia		Baa3	2	2		2
Índia	BBB-	Baa3	2	2	2	2
Filipinas	BBB	Baa2	2	2	2	2
Rússia	BBB-	Baa3	2	2	2	2
Tailândia	BBB+	Baa1	2	2	2	2
África do Sul	BBB-	Baa2	2	2	2	2
Ucrânia	CCC-	Caa3	3	3	3	3
Jamaica	B-	Caa3	3	3	3	3
Montenegro	B+	Ba3	3	3	3	3
Hungria	BB		3	3	3	
Guatemala	BB	Ba1	3	3	3	3
Costa Rica	BB		3	3	3	
Argentina	C	Caa1	3	3	3	3
Albânia	B	B1	3	3	3	3
Bangladesh	BB-	Ba3	3	3	3	3
Bulgária	BB+	Baa2	3	2	3	2
Bósnia e H.	B	B3	3	3	3	3
Belarus	B-	B3	3	3	3	3
Bolívia	BB		3	3	3	
Geórgia	BB-	Ba3	3	3	3	3
Quênia		B1	3	3		3
Moldova		B3	3	3		3
Macedônia, FYR	BB-		3	3	3	
Nicarágua		B3	3	3		3
Egito, Árabe Rep.	B-	Caa1	3	3	3	3
Congo, Dem. Rep.	B-	B3	3	3	3	3

Fonte: Standard & Poor's (2016); Moody's (2016); Autor

Como já foi explicado, o modelo classifica países de acordo com os fluxos líquidos gerados pelas combinações par-a-par entre os países a serem classificados e os países de referência. O fluxo líquido de cada alternativa depende dos graus de sobreclassificação, que por sua vez, são calculados a partir dos pesos e funções de diferença de cada critério. Assim, os autores Doumpus e Zapounidis (2004) propõem a utilização de Programação Linear para a obtenção dos parâmetros necessários para o cálculo dos fluxos de cada alternativa.

No presente estudo, não houve trabalho direto com decisores para que houvessem eliciações dos pesos ou escolha de tipos pré-definidos de funções para cada critério. Assim, como proposto por Doumpus e Zapounidis (2004), uma Programação Linear foi empregada. Um programa desenvolvido no software Matlab foi utilizado para a obtenção dos parâmetros do problema e da classificação final dos países que fizeram parte do estudo. Como resultados, o programa gera os pesos de cada critério e a classificação final de cada alternativa dentre as classes C_1 , C_2 e C_3 , baseado no modelo de classificação multicritério aplicado.

O processo de formulação da função linear de minimização foi baseado na proposta de Doumpus e Zapounidis (2004) explicada no subcapítulo 2.4, adaptando-se ao problema de três classes. O objetivo da função é a minimização da soma ponderada dos desvios de classificação das alternativas nos dois casos dicotômicos explicados neste subcapítulo. A seguir, está a apresentação da função linear e as restrições do problema. Nas restrições, a constante a é utilizada para que combater problemas provenientes de possíveis casos em que os fluxos f_{i1} e f_{i2} sejam iguais aos pontos de corte b_1 e b_2 respectivamente. Dentre as variáveis de decisão estão os valores de h'_{jt} , dos pontos de corte b_1 e b_2 e dos desvios e_i . A seguir, está a apresentação da função linear e as restrições do problema.

$$\text{Min } E = \frac{1}{m_1} \left(\sum_{x_i \in X \cap C_1} e_i \right) + \frac{1}{m_2} \left(\sum_{x_i \in X \cap C_2} e_i \right) + \frac{1}{m_3} \left(\sum_{x_i \in X \cap C_3} e_i \right)$$

Sujeito a:

$$f_{i1} + e_i \geq b_1 + a, \forall x_i \in X \cap C_1$$

$$f_{i1} + e_i \leq b_1 - a, \forall x_i \in X \cap C_2$$

$$f_{i2} + e_i \geq b_2 + a, \forall x_i \in X \cap C_2$$

$$f_{i1} + e_i \leq b_1 - a, \forall x_i \in X \cap C_3$$

$$f_{i2} + e_i \leq b_2 - a, \forall x_i \in X \cap C_3$$

$$\sum_{j=1}^n \sum_{t=1}^{S_j} h_{jt} = 1$$

$$e_i \geq 0, w_j \geq 0$$

f_{i1} calculado como nas equações 3.3, 3.10 e 4.1

f_{i2} calculado como nas equações 3.3, 3.10 e 4.2

5. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Como apresentado no subcapítulo 4.4, foram feitos testes no modelo de classificação multicritério a partir de 3 combinações de 9 países de referência, cada combinação com 3 países para cada classe. As classificações dos demais países, dessa maneira, foram feitas a partir de comparações par-a-par com os países de referência para cada um dos 9 critérios apresentados no Quadro 4.4. Os pesos de cada um dos critérios, gerados pela programação linear, são apresentados para cada uma das combinações na Tabela 5.1 a seguir:

Tabela 5.1: Pesos dos Critérios do Modelo de Classificação

PESOS DOS CRITÉRIOS GERADOS PELO PROGRAMA			
CRITÉRIO	Combinação 1	Combinação 2	Combinação 3
1	0.1219	0.1198	0.0922
2	0.1031	0.1564	0.2317
3	0.1069	0.1481	0.1142
4	0.0947	0.1012	0.0839
5	0.0943	0.0787	0.0667
6	0.1357	0.088	0.0789
7	0.1239	0.1183	0.0907
8	0.1319	0.0924	0.1007
9	0.0876	0.0972	0.141

Fonte: Autor

Ao analisar a Tabela 5.1, é percebido, como esperado, que partir da escolha dos países de referência os critérios passam a obter um maior ou menor grau de importância para o modelo. Para a combinação 1, os critérios 6 e 8 receberam os maiores valores de peso, para a combinação 2, por outro lado, os critérios 2 e 3 tiveram maior peso no modelo, por fim, na combinação 3, os critérios 2 e 9 obtiveram os maiores pesos pela Programação Linear. O único caso em que um critério recebeu um peso superior a 0.2 aconteceu para a combinação 3, onde o critério 2 teve um peso de 0.2317.

Como explicado, um total de 45 países foi selecionado para fazer parte do modelo. Desse total, para cada uma das combinações, o modelo classifica 36 países, excluindo-se os 9 países de referência que são alocados previamente. A Tabela 5.2 apresenta os resultados do modelo de classificação multicritério para cada uma das combinações de países de referência. Nessa tabela, os países de referência de cada combinação (já apresentados no Quadro 4.5) são indicados com a sigla REF(C_j), onde j varia assume os valores 1, 2 ou 3 e indica a classe do país de referência.

Tabela 5.2: Classificação dos Países pelo Modelo Multicritério

PAÍSES	COMBINAÇÃO 1	COMBINAÇÃO 2	COMBINAÇÃO 3
AUSTRÁLIA	REF (C ₁)	1	1
REPÚBLICA CHECA	2	1	1
CORÉIA, REP.	REF (C ₁)	1	1
CANADÁ	1	REF (C ₁)	REF (C ₁)
REINO UNIDO	1	REF (C ₁)	REF (C ₁)
ESTÔNIA	2	REF (C ₁)	REF (C ₁)
CHILE	2	2	2
ISRAEL	1	1	2
KUWAIT	1	1	1
QATAR	REF (C ₁)	1	1
SINGAPURA	1	1	1
BRASIL	REF (C ₂)	REF (C ₂)	2
COLÔMBIA	2	2	3
ITÁLIA	1	REF (C ₂)	REF (C ₂)
MEXICO	1	2	2
ROMÊNIA	REF (C ₂)	2	2
URUGUAI	2	REF (C ₂)	3
AZERBAIJÃO	2	2	3
BAHAMAS	2	2	2
INDONÉSIA	2	2	2
IÉNDIA	2	2	REF (C ₂)
FILIPINAS	2	2	2
RÚSSIA	1	2	2
TAILÂNDIA	REF (C ₂)	2	REF (C ₂)
ÁFRICA DO SUL	2	2	2
UCRÂNIA	3	3	3
JAMAICA	3	3	3
MONTENEGRO	REF (C ₃)	3	REF (C ₃)
HUNGRIA	2	1	1
GUATEMALA	3	3	3
COSTA RICA	3	REF (C ₃)	3
ARGENTINA	REF (C ₃)	2	2
ALBÂNIA	3	3	3
BANGLADESH	2	2	3
BULGÁRIA	2	2	2
BÓSNIA E H.	2	3	REF (C ₃)
BELARUS	2	2	2
BOLÍVIA	2	2	3
GEÓRGIA	REF (C ₃)	REF (C ₃)	REF (C ₃)
QUÊNIA	3	3	3
MOLDOVA	2	2	3
MACEDÔNIA, FYR	2	2	2
NICARÁGUA	2	2	3
EGITO, ÁRABE REP.	3	REF (C ₃)	3
CONGO, DEM. REP.	3	3	3

Fonte: Autor

Análises estatísticas envolvendo o percentual de semelhança entre os resultados obtidos a partir do modelo de classificação multicritério (Tabela 5.2) e os resultados obtidos a partir dos ratings das agências de classificação foram realizadas. Para isso, foram utilizados os quatro cenários definidos no subcapítulo 4.4, que tiveram seus resultados apresentados na Tabela 4.6. Inicialmente, as análises foram feitas para cada combinação de países de referência individualmente.

Na Tabela 5.3, são apresentados os resultados das comparações entre as alocações dos quatro cenários e as classificações do modelo multicritério, para as três combinação de países de referência:

Tabela 5.3: Análise Comparativa dos Resultados

		N	COMBIN. 1	COMBIN. 2	COMBIN. 3
CENÁRIO 1	C ₁	8	5 62.50%	7 87.50%	6 75.00%
	C ₂	11	8 72.73%	11 100.00%	8 72.73%
	C ₃	17	8 47.06%	8 47.06%	12 70.59%
	Total	36	21 58.33%	26 72.22%	26 72.22%
CENÁRIO 2	C ₁	9	6 66.67%	7 77.78%	6 66.67%
	C ₂	11	9 81.82%	11 100.00%	8 72.73%
	C ₃	16	8 50.00%	8 50.00%	12 75.00%
	Total	36	23 63.89%	26 72.22%	26 72.22%
CENÁRIO 3	C ₁	8	5 62.50%	7 87.50%	6 75.00%
	C ₂	10	7 70.00%	10 100.00%	7 70.00%
	C ₃	14	7 50.00%	7 50.00%	9 64.29%
	Total	32	19 59.38%	24 75.00%	22 68.75%
CENÁRIO 4	C ₁	9	6 66.67%	7 77.78%	6 66.67%
	C ₂	10	8 80.00%	10 100.00%	7 70.00%
	C ₃	12/13*	7 58.33%	8 61.54%	10 83.33%
	Total	31/32*	21 67.74%	25 78.13%	23 74.19%

Fonte: Autor

Nessa tabela, o coluna com o termo N representa o número total de países alocados para cada classe em cada cenário. Esses números são obtidos subtraindo-se o número de países de referência (Quadro 4.5) do número total de países alocados em classes pelas regras de cada um dos cenários (Tabela 4.6). Exemplificando, os cenários 1 e 2 possuem 45 países alocados na Tabela 4.6, porém, 9 desse países são utilizados no modelo como países de referência. Dessa forma, o total de países a serem alocados pelo modelo, nos cenários 1 e 2, é 36. Pode-se observar que o total de países alocados pelos cenários (coluna N) pode assumir dois valores no cenário 4. Isso acontece porque a combinação 2 apresenta, entre seus país de referência da classe C₃, a

Costa Rica. Como a Costa Rica não possui um rating da Moody's no ano de 2014, ela não faz parte dos países alocados pelo cenário 4, e assim, esse país de referência não entra na subtração explicada e exemplificada neste parágrafo. Portanto, no caso do cenário 4, os números da direita, com asterisco (*), são utilizados nas análises da combinações 2, por outro lado, os números da esquerda são utilizados nas análises da combinação 1 e 3. Por fim, a Tabela 5.3 apresenta a quantidade e o percentual de países que são classificados pelo modelo de maneira semelhante às alocações dos cenários, para cada uma das três classes.

Ao analisar os resultados provenientes do modelo, percebe-se que o total de países foi classificado com um percentual de semelhança superior a 50% em relação aos 4 cenários da análise. Os maiores percentuais de semelhança, para as três combinações, são encontrados no cenário 4, equivalente aos ratings da Moody's. A seguir, as análises realizadas são subdivididas entre os resultados obtidos com cada combinação de países de referência.

5.1. ANÁLISES DA COMBINAÇÃO 1

A combinação 1 de países de referência foi a primeira testada no Modelo de Classificação Multicritério. Analisando seus resultados, percebe-se que em nenhum dos cenários a semelhança das alocações com a classificação final modelo proposto superou a marca de 70%, considerando o total de países. O maior percentual alcançado foi de 67,74% de semelhança com o cenário 4.

Analisando a alocação dos países por classes, nota-se que os piores resultados percentuais de semelhança foram apresentados para a classe C_3 . Nesse aspecto, destaca-se o Cenário 1, em que dos 17 países alocados na classe C_3 , apenas 8 foram classificados igualmente pelo Modelo de Classificação Multicritério. Esse foi o único caso em que o percentual de acerto da Combinação 1 ficou abaixo de 50%. Isso indica que países que originalmente recebem ratings baixos das agências de classificação, ao serem comparados com a combinação 1 de países de referência, levam alguma vantagem nos desempenhos dos critérios e são, assim, alocados em classes superiores pelo modelo. Ao analisar os casos em que isso acontece, cruzando os dados das Tabelas 4.6 e 5.2, percebe-se que esses países foram alocados para a classe C_2 . Isso indica que nos problemas dicotômicos 2, explicitado no subcapítulo 4.4, o fluxo líquido de sobreclassificação (fórmula 4.2) está superando o ponto de corte b_2 . Assim, os fluxos de saída, em relação aos países de referência pertencentes a C_3 , são maiores comparados aos fluxos de entrada, provenientes dos países pertencentes às classes C_1 e C_2 , e essa diferença supera o ponto de corte.

É importante notar também, analisando os resultados das classes, que os percentuais de semelhança conseguem atingir a marca de 70% na classe C_2 para os quatro cenários, na combinação 1. Em relação à classe C_1 , as diferenças acontecem para três países que receberam bons ratings das duas agências no ano de 2014 e foram classificados em C_2 pelo modelo, são eles: Estônia, Chile e República Checa.

No geral, a Combinação 1 foi a que classificou os países de maneira mais diferente em relação às agências para os quatro cenários de alocação, considerando os valores totais. Isso indica que, possivelmente, a escolha dos países de referência não foi a mais adequada para indicar a potencialidade que se espera de cada classe.

O Quadro 5.2 apresenta os países que obtiveram classificações diferentes quando comparados os resultados das alocações dos cenários e os resultados do modelo multicritério de classificação, para a combinação 1 de países de referência.

Quadro 5.1: Diferenças de Alocação entre a Combinação 1 e os 4 Cenários

COMBINAÇÃO 1				
	CENÁRIO 1	CENÁRIO 2	CENÁRIO 3	CENÁRIO 4
CLASSE 1	República Checa	República Checa	República Checa	República Checa
	Estônia	Estônia	Estônia	Estônia
	Chile	Chile	Chile	Chile
CLASSE 2	Itália	Itália	Itália	Itália
	México	Rússia	México	Rússia
	Rússia		Rússia	
CLASSE 3	Hungria	Hungria	Hungria	Bangladesh
	Bangladesh	Bangladesh	Bangladesh	Bósnia e H.
	Bulgária	Bósnia e H.	Bulgária	Belarus
	Bósnia e H.	Belarus	Bósnia e H.	Moldova
	Belarus	Bolívia	Belarus	Nicarágua
	Bolívia	Moldova	Bolívia	
	Moldova	Macedônia	Macedônia	
	Macedônia	Nicarágua		
	Nicarágua			

Fonte: Autor

5.2. ANÁLISES DA COMBINAÇÃO 2

Para a Combinação 2, como pode ser observado no Quadro 4.5 e na Tabela 5.2, os países de referência pertencentes as três classes foram alterados. Quando comparados aos países de referência da Combinação 1, apenas duas escolhas foram mantidas: Brasil (pertencente à classe C_2) e Geórgia (pertencente à classe C_3).

Analisando os resultados obtidos e as comparações com as alocações das agências percebe-se que o percentual de semelhança aumentou em relação a classificação da Combinação 1. Para a Combinação 2, os percentuais de semelhança superaram o valor 70% nos quatro cenários estudados. Destaca-se o valor de 78.13% obtido comparando-se os resultados do modelo com as alocações dos países a partir dos ratings da agência de risco Moody's (cenário 4). Nesse caso, 25 dos 31 países classificados foram alocados pelo modelo para a mesma classe da Moody's. Considerando os países alocados na classe C_1 , o modelo apresentou percentuais acima de 80% de semelhança nos cenários 1 e 3 e percentuais acima de 70% de semelhança nos cenários 2 e 4.

Em relação às classificações dos países da classe C_2 da Tabela 4.6, percebe-se que para os 4 cenários, todos os países foram classificados de maneira semelhante pelo modelo multicritério, atingindo assim, os percentuais de 100%. Esses resultados demonstram que, no caso dicotômico 1, a diferença entre os fluxos de saída, em relação aos países de referência de C_2 e C_3 , e os fluxos de entrada, provenientes dos países de referência pertencentes a C_1 , não supera o ponto de corte b_1 . Já no caso dicotômico 2, esses países possuem fluxos de saída, em relação aos países de referência de C_3 , que superam os fluxos de entrada, provenientes dos países de referência pertencentes a C_1 e C_2 , a ponto de serem classificados pelo modelo na classe C_2 .

Os percentuais de semelhança mais baixos foram obtidos para os países alocados na classe C_3 . Nesse caso, o percentual superou a marca de 50% apenas no cenário 4, referente à agência Moody's, com um percentual de 61.54%, superando também, dessa forma, a combinação 1. O menor percentual de semelhança foi obtido no cenário 1, correspondendo a 47.06%. Para esta classe, a combinação 2 manteve os resultados de semelhança da combinação 1 nos cenários 1, 2 e 3.

O Quadro 5.2 apresenta ilustra os países que, classificados pelo modelo com a combinação 2 de países de referência, foram alocados para classes diferentes das alocações referentes aos quatro cenários da Tabela 4.6. Percebe-se que a combinação alcançou ótimos desempenhos para as classes 1 e 2, porém, muitos países que recebem ratings baixos das

agências de risco, e assim foram alocados para a classe 3 na tabela 4.6, acabaram sendo classificados em classes superiores pelo modelo multicritério.

Quadro 5.2: Diferenças de Alocação entre a Combinação 2 e os 4 Cenários

COMBINAÇÃO 2				
	CENÁRIO 1	CENÁRIO 2	CENÁRIO 3	CENÁRIO 4
CLASSE 1	Chile	Chile	Chile	Chile
		México		México
CLASSE 3	Hungria	Hungria	Hungria	Argentina
	Argentina	Argentina	Argentina	Bangladesh
	Bangladesh	Bangladesh	Bangladesh	Belarus
	Bulgária	Belarus	Bulgária	Moldova
	Belarus	Bolívia	Belarus	Nicarágua
	Bolívia	Moldova	Bolívia	
	Moldova	Macedônia, FYR	Macedônia, FYR	
	Macedônia, FYR	Nicarágua		
	Nicarágua			

Fonte: Autor

5.3. ANÁLISES DA COMBINAÇÃO 3

A Combinação 3 é formada pelos mesmo países de referência da Combinação 2 na classe C₁. Na classe C₂, os países de referência Brasil e Uruguai foram substituídos por Índia e Tailândia. Por fim, na classe C₃, os países de referência Costa Rica e Egito foram substituídos por Montenegro e Bósnia.

Os resultados da Tabela 5.3 demonstram que a Combinação 3 obteve percentuais de semelhança mais altos em relação a combinação 2 quando considerados os países alocados em C₃ pelos ratings das agências. Destaca-se, nesse caso, o percentual de 83.33% no cenário 4. Por outro lado, analisando o total das classificações dos países, o percentual se manteve o mesmo, em relação à combinação 2, para os cenários 1 e 2 e teve quedas para os cenários 3 e 4. Considerando os valores totais, a combinação 3 obteve um percentual de semelhança maior que 70% em nos cenários 1, 2 e 4. O mais alto valor percentual total foi de 74.19% de semelhança em relação ao cenário 4, referente a Moody's.

Levando em consideração os países alocados em C₁ pela Tabela 4.6, o modelo com a Combinação 3 atingiu resultados percentuais menores em relação a Combinação 2. Percebe-se que essa queda é referente ao país Israel, que no modelo de classificação da combinação 3, foi alocado para a classe C₂.

No caso dos países alocados em C_2 pela Tabela 4.6, a combinação 3 classifica três países de maneira diferente: Colômbia, Azerbaijão e Uruguai. Nos três casos, os países são classificados pelo modelo multicritério na classe C_3 . Dessa maneira, percebe-se que tais países não conseguem obter vantagens suficientes, em relação aos países de referência, para superar os pontos de corte b_1 e b_2 nos seus respectivos casos dicotômicos.

O Quadro 5.3 apresenta os países que, classificados pelo modelo com a combinação 3 de países de referência, foram alocados para classes diferentes das alocações referentes aos quatro cenários da Tabela 4.6. Observa-se que as mudanças nos países de referência deixaram o modelo de classificação mais rígido, pois, ao mesmo tempo em que o número de erros de classificação da classe C_3 diminuiu (menos países de ratings baixos foram classificados nas classes C_1 e C_2), Israel, Colômbia e Azerbaijão passaram a ser classificados em uma classe inferior em relação à combinação 2 (lembrando que o Uruguai não participou da classificação na combinação 2 por ser um país de referência). Percebe-se assim, na combinação 3, um maior equilíbrio nos percentuais referentes às três classes, com nenhum valor percentual da análise abaixo de 60%.

Quadro 5.3: Diferenças de Alocação entre a Combinação 3 e os 4 Cenários.

COMBINAÇÃO 3				
	CENÁRIO 1	CENÁRIO 2	CENÁRIO 3	CENÁRIO 4
CLASSE 1	Chile	Chile	Chile	Chile
	Israel	Israel	Israel	Israel
		México		México
CLASSE 2	Colômbia	Colômbia	Colômbia	Colômbia
	Azerbaijão	Uruguai	Uruguai	Uruguai
	Uruguai	Azerbaijão	Azerbaijão	Azerbaijão
CLASSE 3	Hungria	Hungria	Hungria	Argentina
	Argentina	Argentina	Argentina	Belarus
	Bulgária	Belarus	Bulgária	
	Belarus	Macedônia, FYR	Belarus	
	Macedônia, FYR		Macedônia, FYR	

Fonte: Autor

5.4. ANÁLISES COMPLEMENTARES

Os resultados indicaram que, a depender da escolha dos países de referência, o modelo pode obter classificações parecidas às classificações de duas importantes agências de classificação de risco: Standard & Poor's e Moody's. Em especial, a combinação 2 e 3 obtiveram resultados mais expressivos ao classificar os países semelhantemente a agência Moody's em 78,13% e 74,19% dos casos estudados respectivamente. É importante frisar, por outro lado, que o modelo demonstrou que uma boa escolha dos países é importante e que, por se tratarem de apenas três países de referência para cada classe, pequenas alterações nesta escolha podem trazer diferenças às classificações.

Ao analisar os resultados por classe, percebe-se que os menores percentuais de semelhança, com poucas exceções, são encontrados na classe C₃. Entre os motivos que possam ocasionar essa situação destaca-se a grande variedade de países que foram alocados para essa classe nos quatro cenários da Tabela 4.6. Como pode ser visualizado no Quadro 4.2, a classe C₃ engloba os países pertencentes ao grau de especulação e os países de alto risco de inadimplência. Além disso, países podem perder o grau de investimento das agências, caindo assim para a classe C₃, por questões que envolvem índices qualitativos que não se fazem presentes no conjunto de critérios do modelo de classificação proposto. A tabela 5.4 ilustra a razão entre a média e os desvio-padrão dos desempenhos dos países em cada uma das classes, de acordo com a alocação do cenário 1. Valores abaixo de 1 revelam um desvio-padrão maior que a média dos desempenhos dos países da classe.

Tabela 5.4: Razão entre média e desvio-padrão

MÉDIA/DESVIO PADRÃO			
CRITÉRIO	C1	C2	C3
1	1.66	1.17	0.99
2	1.57	1.78	2.20
3	2.57	2.41	2.28
4	0.46	0.66	0.74
5	0.48	0.80	0.60
6	0.39	0.74	0.61
7	1.81	1.26	0.97
8	2.32	1.64	2.81
9	0.63	1.17	1.53

Fonte: Autor

Analisando os países que foram classificados de maneira diferente em relação aos cenários da Tabela 4.6, algumas informações importantes podem ser observadas. Percebe-se

que o Chile está entre os países que foram classificados de maneira diferente pelos modelos multicritério referentes às três combinações, como pode se observar nos quadros 5.1, 5.2 e 5.3. Apesar de ser alocado para a classe C_1 por ambas agências de classificação, o modelo multicritério alocou o Chile para classe C_2 nas três combinações testadas. Esse fato se repete para alguns outros países. A Itália, por exemplo, é alocada de acordo com os ratings da agência na classe C_2 . Porém, o modelo classifica a mesma na classe C_1 na combinação 1, lembrando que a Itália é país de referência nas combinações 2 e 3. Como exemplo da classe C_3 , pode-se citar a Hungria, que possui o rating de apenas da agência Standard & Poor's, sendo assim, alocada para a classe C_3 nos cenários 1, 2 e 3. Todavia, o modelo multicritério classificou a Hungria na classe C_2 com a combinação 1 de países de referência e na classe C_1 para as combinações 2 e 3. Em situação parecida a da Hungria encontra-se a Macedônia que é classificada para a classe C_2 nas três combinações de países de referência, porém havia sido alocada para a classe C_3 de acordo com o rating da Standard & Poor's.

Entre os motivos para que aconteçam situações como essas, como já foi citado anteriormente, está o fato de que os critérios escolhidos para o modelo possuem características apenas quantitativas. Assim, situações de cunho político dos países, como por exemplo índices de corrupção e confrontos territoriais, apesar de muito importantes para a definição do risco soberano de um país, não foram incorporadas ao modelo devido à dificuldade em se obter essas informações de forma padronizada para um grande número de países.

6. CONCLUSÕES

Em relação à escolha dos critérios, o método estatístico de Kruskal-Wallis indicou que, dos 18 indicadores escolhidos inicialmente, apenas 9 explicam diferenças em comparações entre os países alocados nas três classes da tabela 4.1, e assim, tais indicadores foram escolhidos como critérios. Esse método estatístico foi escolhido para o problema por se tratar de um método não paramétrico, e portanto, é capaz de analisar populações que não seguem uma distribuição normal. Como a escolha de critérios foi realizada em função apenas de análises estatísticas (o presente estudo não trabalha diretamente com um decisor) é possível que o modelo acabe não considerando critérios que seriam selecionados por decisores. Para estudos futuros, podem ser realizados testes inserindo-se indicadores que não foram selecionados pelo teste de Kruskal-Wallis ao conjunto de critérios, e assim, analisar os novos resultados e compará-los aos obtidos neste trabalho.

Os resultados da Programação Linear aplicada no modelo indicam, como esperado, que a depender da escolha dos países de referência, os critérios passam a ser considerados mais ou menos importantes. Em relação às alocações, os resultados obtidos na Tabela 5.3 demonstram uma boa aplicabilidade do método multicritério de classificação utilizado no contexto do risco soberano. Em especial, a combinação 2 obteve uma semelhança superior a 70% do total de alocações, comparando-se o resultado do modelo com os quatro cenários ilustrados. Porém, essa combinação não conseguiu bons resultados de semelhança quando analisados os países da classe C_3 de maneira individual. Dessa forma, países que não possuem bons ratings das agências internacionais levaram vantagem em comparações par-a-par com os países de referência utilizados na combinação 2. A combinação 3 também obteve bons percentuais de semelhança no total de alocações, em relação às agências, a partir de uma combinação de países de referência que proporcionou uma classificação mais rígida, e assim, apresentou resultados mais equilibrados entre as classes C_1 , C_2 e C_3 .

O modelo proposto mostrou-se sensível a algumas alterações aleatórias no conjunto de países de referência. Com a grande diversidade de países e a variedade de aspectos que podem influenciar os seus desempenhos em indicadores econômicos, as alternativas de uma mesma classe podem possuir grandes diferenças de desempenho em um mesmo critério. Também foi observado que o modelo alocou, nas três combinações testadas, determinados países de maneira diferente das duas agências de risco. Esse fato é um indicativo de uma limitação do modelo, que não teve em seu conjunto de critérios a representação de todos os aspectos importantes em uma análise de riscos soberanos.

Nesse aspecto, uma possível recomendação/melhoria para trabalhos futuros é relacionada a incorporação de índices qualitativos ao conjunto de critérios do modelo, por exemplo, um indicador de risco político dos países. Outro teste que pode ser realizado em trabalhos futuros é a aplicação do modelo em um contexto de 4 classes: $C_1 > C_2 > C_3 > C_4$. Nesse caso, uma parte dos países alocados na classe C_3 , na Tabela 4.6, seria alocada para a classe adicional. Além disso, um modelo com um número maior de países de referência pode ser utilizado para que a sensibilidade a mudanças no conjunto de países de referência diminua.

É importante destacar que no presente trabalho não houve a participação de decisores em relação à escolha dos países de referência. As escolhas foram realizadas de maneira aleatória sendo orientada apenas pelas classificações das agências presentes na Tabela 4.6. Ao se trabalhar com um decisor, por outro lado, a escolha dos países de referência fica livre, e assim, pode ser escolhida uma alternativa que está alocada na classe C_2 da Tabela 4.6, como a Itália por exemplo, como país de referência da classe C_1 .

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALMEIDA, A. T. **Processo de decisão nas organizações: construindo modelos de decisão multicritério**. São Paulo: Atlas, 2013.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL (2016a). **Glossário**. Disponível em <<http://www.bcb.gov.br/GlossarioLista.asp?idioma=P&idpai=GLOSSARIO> > Acesso em 01 de junho 2016.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL (2016b). **Risco-País**. Disponível em <<http://www4.bcb.gov.br/pec/gci/port/focus/FAQ%209-Risco%20Pa%C3%ADs.pdf>> Acesso em 01 de junho 2016.
- BEHZADIAN, M.; KAZEMZADEH, R. B.; ALBADVI, A.; AGHDASI, M. **PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications**. European Journal of Operational Research 200 (2010) 198-215.
- BELLOTI, T.; MATOUSEK, R.; STEWART, C. **Are the rating agencies opaque? Evidence from international banks**. Expert Systems with Applications 38 (2011) 4206-4214.
- BRANS, J. P.; VINCKE, PH. **A preference ranking organization method: The PROMETHEE method for multiple criteria decision-making**. Management Science. Vol. 31, No 6, Jun 1985, pp. 647-656.
- CANUTO, O.; DOS SANTOS, P. F. P.; PORTO, P. C. **Macroeconomics and sovereign risk ratings**. Journal of International Commerce, Economics and Policy. Vol 3, No. 2 (2012) 125011.
- CARNEIRO, P. E. (2009). **Ten years' analysis of sovereign risk: noise-rater risk, panels, and errors**. The Journal of Risk Finance, Vol. 10 Iss 2 pp. 107 – 130.
- CASTELLANOS, A.R.; JAINAGA, T. I.; CALVO, J. C. A. **Searching for country risk classes: the relevant variables**. Portuguese Journal of Management Studies, vo. IX, n. ° 2, 2004.
- DAMODARAN, Aswath. **Gestão estratégica do risco: uma referência para tomada de riscos empresariais**. Traduzido por Felix Nonnenmacher. – Porto Alegre: Bookman, 2009.

- DOANE, D. P.; SEWARD, L. E. **Estatística aplicada à administração e à economia**. Tradução Solange Andreoni, Helena de Castro; revisão técnica: Elisabeti Kira. São Paulo: McGraw-Hill, 2008.
- DOUMPUS, M.; PENTARAKI, K.; ZOPOUNIDIS, C. **Assessing country risk using a multi-group discrimination method: A comparative analysis**. *Managerial Finance*, Vol. 27 Iss 8 pp. 16-34. 2001.
- DOUMPUS, M.; ZOPOUNIDIS, C. **A multicriteria classification approach based on pairwise comparisons**. *European Journal of Operational Research* 158 (2004) 378-389.
- GJONCA, E.; DOUMPUS, M.; BAOURAKIS, G.; ZOPOUNIDIS, C. **Assessing country risk using multicriteria classification approaches**. *Supply chain and finance. Series on Computer and Operations Research Vo.2* 2004.
- HOTI, S.; MCALEER, M. **An empirical assessment of country risk ratings and associated models**. University of Western Australia. *Journal of Economic Surveys*. Vol. 18 No. 4, 2004.
- HU, Y-C.; CHEN, C-J. **A PROMETHEE-based classification method using concordance and discordance relations and its application to bankruptcy prediction**. *Information Sciences* 181 (2011) 4959-4968.
- LÉGER, J.; MARTEL, J.-M. **A multicriteria assignment procedure for a nominal sorting problematic**. *European Journal of Operational Research* 138 (2002) 349-364.
- MEGALE, C. **Fatores externos e o risco-país**. Rio de Janeiro: BNDS, 2005. Dissertação (mestrado) – PUC-Rio, 2003. 27º Prêmio BNDS de Economia.
- MELLAGI FILHO, A.; ISHIKAWA, S. **Mercado Financeiro e de Capitais**. - 2 ed. – São Paulo: Editora Atlas, 2003.
- MÉLO, J. M. **Como e quando investir? Eis as Questões. Um livro e oito investimentos para fazer seu dinheiro render mais**. 1. ed. Salto, SP: Schoba, 2013.
- MOODY'S (2016). **Moody's Research and Ratings**. Disponível em <<https://www.moody.com/>> Acesso em 02 de abril de 2016.
- NEMERY, P.; LAMBORAY, C. **FlowSort: a flow-based sorting method with limiting or central profiles**. Springer-Verlag. Accepted 26 October 2007; Published online 15 November 2007.

- OZTURK, H.; NAMLI, E.; ERDAL, H. I. **Modelling sovereign credit ratings: The accuracy of models in a heterogeneous sample**. *Economic Modelling* 54 (2016) 469-478.
- ROTHELI, T. F. **Causes of the financial crisis: Risk misperception, policy mistakes, and banks' bounded rationality**. *The Journal of Socio-Economics* 39 (2010) 119-126.
- ROY, B. **Multicriteria methodology for decision aiding**. Kluwer Academic Publishers, 1996.
- SALVADOR, C.; PASTOR, J. M.; DE GUEVARA, J. F. **Impact of the subprime crisis on bank ratings: The effect of the hardening of rating policies and worsening of solvency**. *Journal of Financial Stability* 11 (2014) 13-31.
- STANDARD & POOR'S (2015). **Metodologia de Ratings Soberanos**. Disponível em https://www.standardandpoors.com/pt_LA/delegate/getPDF?articleId=1494261&type=COMMENTS&subType=CRITERIA. Acesso em 01 de junho de 2016.
- STANDARD & POOR'S (2011). **Crítérios Gerais: Princípios dos Ratings de Crédito**. Disponível em: https://www.standardandpoors.com/pt_LA/delegate/getPDF?articleId=1496202&type=COMMENTS&subType=CRITERIA >. Acesso em 01 de junho 2016.
- STANDARD & POOR'S (2016). **S&P Global Ratings**. Disponível em https://www.standardandpoors.com/pt_LA/web/guest/home>. Acesso em 01 de abril de 2016.
- WORLD BANK (2016). **Indicators**. Disponível em <http://data.worldbank.org/indicator>>. Acesso em 28 de março 2016.
- XIDONAS, P.; MAVROTAS, G.; PSARRAS, J. **A multicriteria methodology for equity selection using financial analysis**. *Computers and Operations Research* 36 (2009) 3187-3203.
- ZOUPONIDIS, C.; DOUMPOS, M. **Multicriteria decision systems for financial problems**. *Sociedad de Estadística e Investigación Operativa TOP* (2013) 21:241-261.

ANEXO 1 – DEFINIÇÕES DOS INDICADORES

Nesse anexo, estão contidas as definições, feitas pelo World Bank (2016), referentes aos 18 indicadores escolhidos para as análises estatísticas.

GDP growth (anual %) - taxa de crescimento anual do PIB a preços de mercado com base em moeda local constante.

GDP per capita (current US\$) – produto interno bruto (PIB) dividido pela população na metade do ano. O valor é calculado em dólares americanos correntes.

Current account balance (current US\$) - soma das exportações líquidas de bens e serviços, renda líquida primária e renda líquida secundária. Os dados são em dólares americanos correntes.

Inflation, GDP deflator (anual %) - inflação medida pela taxa de crescimento anual do deflator implícito do PIB. Mostra a taxa de variação de preços na economia como um todo. O deflator implícito do PIB é a razão do PIB em moeda corrente nacional em relação ao PIB em moeda local constante.

Exports of goods and services (% of GDP) - representam o valor de todos os bens e outros serviços de mercado fornecidos ao resto do mundo. Eles incluem o valor de mercadorias, fretes, seguros, transportes, viagens, royalties, taxas de licença, e outros serviços

Gross savings (% of GDP) - calculadas como a renda nacional bruta menos consumo total, mais transferências líquidas.

External debt stocks, total (DOD, current US\$) - é a soma do débito de longo prazo público, com garantia pública, e privado sem garantia, o uso do crédito do FMI, e a débito de curto prazo.

Foreign direct investment, net inflows (BoP, current US\$) - se refere aos fluxos diretos de títulos de investimento na economia. É a soma do capital próprio, do reinvestimento dos lucros, e de outros meios financeiros.

GDP at market prices (current US\$) - soma do valor bruto acrescentado por todos os produtores residentes na economia mais os impostos sobre os produtos e menos quaisquer subsídios não incluídos no valor dos produtos.

Total reserves (includes gold, current US\$) - compreendem explorações de ouro monetário, direitos de saque especiais, as reservas dos membros do FMI realizadas pelo FMI e explorações em cambio estrangeiro sob o controle das autoridades monetárias

GNI per capita, Atlas method (current US\$) - é o rendimento nacional bruto (RNB), convertido para dólares americanos utilizando o método Atlas do Banco Mundial, dividido pela população na metade do ano.

Lending interest rate (%) - é a taxa bancária que normalmente atende as necessidades de financiamento de curto e médio prazo do setor privado. Esta taxa é normalmente obtida de acordo com a qualidade de crédito de devedores e objetivos do financiamento.

Risk premium on lending (lending rate minus treasury bill rate, %) - é a taxa de juros cobrada pelos bancos em empréstimos a clientes do setor privado menos a taxa de título do tesouro "livre de risco" em que os títulos de curto prazos governos são emitidos ou negociados no mercado.

S&P Global Equity Indices (annual % change) - medem a variação de preço do dólar americano nos mercados de ações abrangidas pelos índices S&P/IFCI e S&P/Frontier BMI dos países.

Real interest rate (%) - é a taxa de juros de empréstimos ajustados para a inflação medida pelo deflator do PIB.

Net flows on external debt, long-term (NFL, current US\$) - Os fluxos líquidos (ou créditos líquidos ou desembolsos líquidos) recebidos pelo devedor durante o ano são representados pela subtração entre os desembolsos e reembolsos principais.

Depth of credit information index (0=low to 8=high) - mede as regras que afetam o escopo, a acessibilidade e qualidade das informações de crédito disponíveis através de registros de crédito públicos ou privados.

Money and quasi money growth (annual %) - taxa média anual de crescimento da soma representada pela moeda fora dos bancos, pelos depósitos à vista e a prazo exceto os do governo central, pela poupança e pelos depósitos em moeda estrangeira de setores residenciais, exceto o governo central.