CLASSIFICAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO DE DEBÊNTURES BRASILEIRAS A PARTIR DE UMA MODELAGEM MULTICRITÉRIO

Diogo Ferreira de Lima Silva
Universidade Federal de Pernambuco, GREEFO
Caixa Postal 7471, Recife-PE, CEP 50630-910
diogo@greefo.org.br
Fábio Machado Silva Filho
Universidade Federal de Pernambuco, GREEFO
Caixa Postal 7471, Recife-PE, CEP 50630-910
fabiomsfilho@gmail.com
Drance Meira de Oliveira Filho
Universidade Federal de Pernambuco, GREEFO
Caixa Postal 7471, Recife-PE, CEP 50630-910
drance.oliveira@btgpactual.com
Lucimário Gois de Oliveira Silva
GREEFO, Universidade Federal de Pernambuco – Recife - PE
Caixa Postal 7471, Recife-PE, CEP 50630-910
lucimario_gois@greefo.org.br
Adiel Teixeira de Almeida Filho
Universidade Federal de Pernambuco, GREEFO
Caixa Postal 7471, Recife-PE, CEP 50630-910
ataf@greefo.org.br

Resumo

O risco associado com o investimento em debêntures está relacionado com a possibilidade da empresa emissora do título não cumprir o acordo com os seus credores. Dado o *gap* encontrado na literatura associado à análise de debêntures brasileiras sob uma perspectiva MCDA/M, o presente trabalho incorpora esse aspecto como objeto de estudo para a aplicação de um método multicritério para a problemática de classificação, o ELECTRE TRI-nC. Como *input* do método, seis alternativas fictícias foram construídas considerando, para isso, um conjunto de *ratings* obtidos por organizações brasileiras pelas principais agências internacionais de avaliação de risco de crédito (ou risco de default). Com o intuito de analisar as debêntures, dados reais disponibilizados nos balanços financeiros das empresas emissoras foram coletados e utilizados para o cálculo de 10 indicadores financeiros, que representam os critérios do modelo. No total, o método multicritério classificou 50 debêntures entre três classes de risco.

PALAVRAS CHAVE. Multicritério, Debêntures, Classificação, ELECTRE TRI-nC.

Tópicos. Apoio à Decisão Multicritério, Gestão Financeira.

Abstract

The risk associated with investment on Brazilian debentures is related to the possibility of the bond issuer not complying with the agreements laid down in contracts. Given the gap in literature related to the assessment of risk on such corporate bonds by using MCDM/MCDA approaches, this work considers this aspect as an object of study in order to build an application of a multicriteria method for the sorting problematic, the ELECTRE TRI-nC. As input for the method, six dummy alternatives were created considering a set of ratings obtained by Brazilian organizations from the main international credit risk agencies. With the purpose of analyzing the debentures, data were collected from the financial statements published by the issuers of these bonds. The data were used for the calculations of 10 financial ratios, which represented the model criterion. In total, the method assigned 50 debentures into three orderly predefined risk categories.

https://proceedings.science/p/85332?lang=pt-br

KEYWORDS. Multicriteria, Debentures, Sorting, ELECTRE TRI-nC.

Paper topics. Multicriteria Decision Support, Financial Management.

https://proceedings.science/p/85332?lang=pt-br

1. Introdução

Decisões financeiras fazem parte do dia-a-dia das organizações e também de agentes individuais. Com o processo de globalização econômica, tais decisões tornam-se cada vez mais sofisticadas [Doumpos & Zopounidis, 2014], com uma maior disponibilidade de dados, informações, alternativas de decisão, além de uma maior competitividade no ambiente empresarial. Além disso, situações envolvendo crises financeiras trazem um olhar cada vez mais atencioso aos fatores risco adicional dessas decisões [Almeida et al. 2017]. Isso resulta em uma busca de alternativas para resolução modelos capazes de lidar com problemas financeiros.

Assim, com a grande relevância das decisões financeiras e os múltiplos objetivos que podem estar envolvidos em tais decisões, o Apoio à Decisão Multicritério (MCDA/MCDM) passou a ser utilizado com mais frequência ao longo dos anos [Zopounidis et al. 2015]. Os problemas de decisão multicritério podem ser definidos como situações onde existem pelo menos duas alternativas de ação para se escolher, com base em um conjunto de critérios que representam os objetivos de um ou mais decisores [de Almeida, 2013].

Dentre as decisões financeiras mais comuns, está a formação de carteiras de investimentos, onde destacam-se como alternativas os títulos de dívida corporativa, emitidos por empresas privadas e públicas. Títulos podem ser definidos como instrumentos de débito de longo prazo utilizados por governos e empresas para captar recursos financeiros de um grupo diverso de credores [Gitman & Zutter, 2014]. No Brasil, os títulos corporativos são representados, em grande parte, pelas emissões de debêntures. O risco associado a esses investimentos (chamado de risco de crédito ou risco de default) está relacionado à chance de que a empresa responsável pela emissão do título não seja capaz de cumprir o acordo realizado com o credor.

A análise do risco de crédito está entre os principais campos de estudo de finanças [Zopounidis et al. 2015] e, dentre as formas de analisar as organizações nesse sentido, destacam-se tentativas de classificá-las quanto ao nível de risco [Doumpos & Figueira, 2018; Silva et al. 2017]. No entanto, ainda existe um gap em relação a exemplos relacionados à classificação de debêntures brasileiras no contexto de análise multicritério.

O presente trabalho apresenta uma aplicação de um modelo de decisão multicritério aplicado na avaliação de 50 debêntures brasileiras. As alternativas de decisão (debêntures) foram classificadas entre três classes que representam faixas de risco para os investidores. Para isso, um conjunto de critérios foi estabelecido com base na literatura [Xidonas et al. 2009; Doumpos & Zopounidis,2004], sendo estes indicadores financeiros das empresas emissoras das debêntures. Assim, dados reais provenientes dos balanços financeiros das organizações foram utilizados na análise e um método multicritério que trabalha com avaliações holísticas foi empregado.

Este trabalho é organizado da seguinte maneira: a seção1 apresenta uma introdução do tema tratado, a seção 2 organiza uma breve revisão da literatura sobre classificação multicritério e análise de risco de crédito, além de apresentar o método utilizado; a seção 3 apresenta o modelo utilizado; a seção 4 apresenta e discute os resultados obtidos, e por fim, as conclusões e perspectivas para trabalhos futuros são apresentadas na seção 5.

2. Problemática de Classificação e Aplicações em Credit Risk

Segundo [Roy, 1996], a problemática de classificação em problemas multicritério trata de situações onde se deseja alocar um conjunto de alternativas em classes pré-definidas. Pode-se distinguir entre métodos de agrupamento (*clustering*), que seguem a lógica de aprendizado não-supervisionado, e métodos de designação/classificação (*assignment*), que seguem a lógica de aprendizado supervisionado [Léger & Martel, 2002]. No primeiro caso, existe um conjunto de alternativas das quais não se tem informação sobre suas respectivas classificações ou sobre classes existentes, e assim, as alternativas são agrupadas de maneira que se forme o menor número de grupos possível, sendo as alternativas dentro de cada classe as mais similares possível. No segundo caso, parâmetros a serem utilizados no método/modelo são obtidos a partir de conhecimento já existente ou elicitado através dos decisores e as alternativas são alocadas a classes pré-definidas, de maneira ordinal ou nominal [Doumpos & Zopounidis, 2002; Léger & Martel, 2002].

Métodos de apoio à decisão multicritério para a problemática de classificação foram desenvolvidos ao longo dos anos com o intuito de apoiar indivíduos na resolução de problemas de decisão. O ELECTRE TRI designa alternativas à classes pré-definidas de acordo comparações par-a-par realizadas segundo relações de sobreclassificação [de Almeida, 2013]. Variantes do ELECTRE TRI foram formuladas ao longo dos anos, tratando da mesma problemática [Almeida-Dias et al., 2010, 2012; Bouyssou & Marshel, 2015]. Adaptações de métodos de critério único de síntese também foram realizadas para problemas de classificação: AHPSORT [Ishizaka et al. 2012], MACBETHSort [Ishizaka & Gordon, 2017].

Métodos de classificação também podem utilizar conceitos de desagregação de preferências, tais como o método UTADIS [Jacquet-Lagreze, 1995], onde se utiliza regressão baseada em programação linear para estimar parâmetros do modelo, baseado em uma função valor aditiva. [Zopounidis & Dumpos, 2001] apresentam o FINCLASS (*FINancial CLASsification*), um sistema de apoio à decisão que utiliza desagregação de preferências para dar suporte a decisores em problemas de classificação em finanças. Variações do ELECTRE TRI que propõem inferência de parâmetros através de programação linear [Doumpos & Zopounidis, 2002] e programação não-linear [Mousseau & Slowinski, 1998] confirmam a vasta aplicabilidade desses conceitos. A aborgadem DRSA (*Dominance-Based Rough Set Approach)* também é capaz de lidar com problemas de classificação multicritério a partir de exemplos de decisão, que são base para a obtenção de regras de decisão tipo if-then [Slowinski et al. 2012]. A partir das regras obtidas sobre os critérios de decisão, as alternativas podem ser classificadas.

Segundo [Doumpos & Zopounidis, 2002], modelos e métodos multicritério que tratam da problemática são aplicados em gerenciamento financeiro e economia em campos como: previsão de falência, análise de risco de crédito, análise de risco país, além de classificação de ativos em contextos de seleção de portfólios. Uma revisão sistemática da literatura abrangente que envolve multicritério em decisões financeiras é apresentada por [Zopounidis, et al. 2015], onde são incorporados esses campos de finanças que trabalham com problemas de classificação. A seguir, são apresentadas algumas utilizações de ferramentas de classificação multicritério para avaliação de risco de crédito de empresas e países.

Uma adaptação do método PROMETHEE II para a problemática de classificação (com desagregação de preferências) foi proposta e utilizada para analisar risco de crédito organizacional por [Doumpos & Zopounidis, 2004]. O mesmo método foi aplicado por [de Lima Silva et al. 2017] para classificar títulos soberanos em três classes de risco, comparando os resultados a avaliações das empresas Standard & Poor's e Moody's. Aplicações de métodos de classificação multicritério para avaliações de risco de investimento em diversos países podem ser encontradas também em (Doumpos & Zopounins, 2001; Ulucan & Atici, 2013; Doumpos et al. 2001).

Ainda em relação a avaliações de risco de crédito, [Doumpos e Figueira, 2018] aplicaram o método Electre Tri-nC para classificar um conjunto de títulos corporativos quanto aos seus respectivos riscos de inadimplência. Outros exemplos englobam análises de risco de crédito para empresas e indivíduos que possuem interesse em realizar empréstimos bancários [Coraza et al., 2016; Gavalas & Syriopoulos, 2015; Doumpos & Zopounidis, 2004].

[Ferreira et al. 2018] propuseram um método híbrido, que trata das problemáticas de classificação e portfólio, baseado em TOPSIS considerando lógica fuzzy, e realizaram uma aplicação na avaliação de fundos de investimentos, adequando a formação da carteira ao nível de propensão/aversão ao risco do indivíduo.

2.1. Método ELECTRE TRI-nC

A família de métodos ELECTRE engloba um dos principais conjuntos de métodos multicritério de sobreclassificação [de Almeida, 2013]. Nesse tipo de abordagem, não existe a noção de compensação entre os desempenhos critérios, e assim, os pesos desses critérios são obtidos de acordo com o grau de importância dos mesmos [de Almeida, 2013; de Almeida et al. 2015]. Uma revisão da literatura sobre os métodos ELECTRE, incluindo aplicações em diferentes áreas, modificações e variações dos mesmos é apresentada em [Govidan & Jepsen, 2016].

Dentre as abordagens inseridas nesse conjunto de métodos, o método ELECTRE TRI [Roy & Bouyssou, 1993] foi o primeiro a tratar da problemática de classificação. Nesse método, o conjunto de alternativas é alocado a classe pré-definidas ordinalmente a partir de comparações par-a-par entre as alternativas do problema e perfis que definem os limites das classes. No método ELECTRE TRI, os critérios do problema são considerados como pseudo-critérios [Almeida-Dias et al. 2010; de Almeida, 2013], e assim, são definidos limiares de indiferença e de preferência para os mesmos.

[Almeida-Dias et al. 2010] propuseram um novo método de sobreclassificação para a problemática de classificação, pertencente à família de métodos ELECTRE, e o denominaram ELECTRE TRI-C. Essa variante do método ELECTRE TRI propõe a definição de cada classe a partir de uma única alternativa de referência. Assim, as classes não possuem alternativas fictícias representantes de seus limites superior e inferior, porém, são caracterizadas por um perfil central que é utilizado para as comparações par-a-par com as demais alternativas do problema (a serem classificadas pelo método). Nesse cenário, [Almeida-Dias et al. 2010] explicam que as referências das classes devem ser construídas junto aos decisores de modo que respeitem certas características de dominância dentro de cada critério, e assim, inconsistências são evitadas. Além disso, a classificação das alternativas é realizada duas regras, denominadas de regra ascendente e regra descendente.

Posteriormente, [Almeida-Dias et al. 2012] propuseram uma nova variação do método, chamada de ELECTRE TRI-nC. Nessa nova abordagem, que é estruturada com base no método ELECTRE TRI-C, o decisor tem maior liberdade para referenciar as classes do modelo, pois, este deixa de ser limitado à construção de apenas uma alternativa de referência por classe. Desse modo, *n* diferentes alternativas de referência podem ser utilizadas para caracterizar as diferentes classes do modelo. A classificação das alternativas, assim como no método ELECTRE TRI-C, é realizada segundo duas regras de decisão: ascendente e descentende. Mais informações sobre os métodos ELECTRE TRI-C e ELECTRE TRI-nC podem ser encontradas em [Almeida-Dias et al., 2012, 2010].

3. Modelo de avaliação de debêntures

O método ELECTRE TRI-nC foi aplicado no presente estudo para avaliar o risco associado a investimentos em debêntures brasileiras. Foram utilizados dados reais obtidos dos balanços financeiros das empresas disponibilizados em [BM&FBOVESPA, 2018], a partir dos quais os índices financeiros foram calculados. O modelo formulado de modo que cada debênture seja classificada dentre três classes de risco, onde a classe C_3 representa o menor risco (melhor situação) e a classe C_1 representa o maior risco (pior situação), dessa forma: $C_3 \succ C_2 \succ C_1$. No total, 50 debêntures foi selecionado para o modelo, conforme Tabela 1.

Tabela 1: Conjunto de Alternativas

Alternativas – Debêntures	
a_1	RAIZEN ENERGIA S/A
a_2	TERMELETRICA PERNAMBUCO III S.A.
a_3	VALE S/A
a_4	IGUATEMI EMPRESA DE SHOPPING CENTERS S.A
a_5	LOJAS RENNER S/A
a_6	TELEFONICA BRASIL S/A
a_7	AES TIETE ENERGIA S/A
a_8	BR MALLS PARTICIPACOES S/A
a_9	CONCESSIONARIA DE RODOVIAS DO OESTE DE SAO PAULO - VIAOESTE S.A.
a_{10}	RIO PARANAPANEMA ENERGIA S/A
a_{11}	BNDES PARTICIPACOES S/A – BNDESPAR
a_{12}	COMPANHIA DE GAS DE SAO PAULO – COMGAS
a_{13}	CONCESSIONARIA DO SISTEMA ANHANGUERA-BANDEIRANTES S/A
a_{14}	CPFL GERACAO DE ENERGIA S/A
a_{15}	TRANSMISSORA ALIANCA DE ENERGIA ELETRICA S/A
a_{16}	BR PROPERTIES S.A.
a_{17}	CIA SANEAMENTO BASICO EST. SP – SABESP
a_{18}	COMPANHIA DE SANEAMENTO DO PARANA - SANEPAR
a_{19}	ECORODOVIAS CONCESSOES E SERVICOS S/A

a_{20}	EDP ENERGIAS DO BRASIL S.A.
a_{21}	SONAE SIERRA BRASIL S/A
a_{22}	ALGAR TELECOM S.A.
a_{23}	AMPLA ENERGIA E SERVICOS S/A
a_{24}	CENTRAIS ELETRICAS DO PARA S.A. – CELPA
a_{25}	CIA. DE ELETRIC. DO EST. DA BAHIA-COELBA
a_{26}	COMPANHIA ENERGETICA DE PERNAMBUCO-CELPE
a_{27}	COMPANHIA ENERGETICA DO CEARA-COELCE
a_{28}	COMPANHIA PIRATININGA DE FORCA E LUZ
a_{29}	CONCESSIONARIA ECOVIAS DOS IMIGRANTES S.A.
a_{30}	ELEKTRO REDES S.A.
a_{31}	ENERGISA SA
a_{32}	JSL S.A
a_{33}	MRS LOGISTICA S/A
a_{34}	MRV ENGENHARIA E PARTICIPACOES S.A.
a_{35}	RIO GRANDE ENERGIA S/A
a_{36}	TCP TERMINAL DE CONTEINERES DE PARANAGUA S.A.

a_{37}	COMPANHIA DE SANEAMENTO DE MINAS GERAIS COPASA MG
a_{38}	CONCESSIONARIA DAS RODOVIAS AYRTON SENNA E CARVALHO PINTO S/A – ECOPISTAS
a_{39}	CEMIG DISTRIBUICAO S/A
a_{40}	CEMIG GERACAO E TRANSMISSAO S/A
a_{41}	CONCESSIONARIA RODOVIAS DO TIETE S/A
a_{42}	CONCESSIONARIA ROTA DAS BANDEIRAS S/A
a_{43}	LIGHT SERVICOS DE ELETRICIDADE S/A
a_{44}	MILLS ESTRUTURAS E SERVICOS DE ENGENHARIA S/A
a_{45}	RODOVIAS DAS COLINAS S.A
a_{46}	TRIANGULO DO SOL AUTO - ESTRADAS S/A
a_{47}	CONCESSIONARIA AUTO RAPOSO TAVARES S/A
a_{48}	INVESTIMENTOS E PARTICIPACOES EM INFRA-ESTRUTURA S/A - INVEPAR
a_{49}	PETROLEO BRASILEIRO S/A – PETROBRAS
a_{50}	TECNISA S/A

Os critérios de decisão foram selecionados com base em aplicações presentes na literatura [Xidonas et al. 2009; Doumpos & Zopounidis, 2004] e representam indicadores financeiros baseados em informações contábeis presentes nas demonstrações financeiras publicadas pelas organizações periodicamente. Nesse estudo, essas informações são referentes ao ano de 2016. A Tabela 2 apresenta o conjunto de critérios e suas respectivas informações relacionadas à direção de preferência (benefício/maximização ou custo/minimização). Dentre os aspectos analisados pelos critérios estão a lucratividade das organizações

Tabela 2: Conjunto de Critérios

Critério		**Descrição**	**Direção**
g_1	Return on Assets	Earnings before interest and taxes divided by total assets	Max
g_2	Return on Equity	Net income divided by shareholders' equity	Max
g_3	Net profit margin	Net income divided by sales	Max
g_4	Asset Turnover Ratio	Sales divided by total assets	Max
g_5	Acid Liquidity Ratio	Current assets minus inventories divided by current liabilities	Max
g_6	Cash Asset Ratio	Cash plus cash equivalents divided by current liabilities	Max
g_7	Working capital to Current liabilities Ratio	Currents assets minus current liabilities divided by current liabilities	Max
g_8	1/Solvency Ratio	Shareholder's equity divided by total liabilities	Max
g_9	Leverage Ratio	Total assets divided by shareholder's equity	Max
g_{10}	Interest Coverage Ratio	Earnings before interest and taxes divided by interest expenses	Max

Fonte: [Xidonas et al. 2009; Doumpos & Zopounidis,2004]

A Tabela 3 apresenta a Matriz de Desempenhos, com informações referentes aos desempenhos das 50 alternativas para cada um dos critérios de decisão.

Tabela 3: Matriz de Desempenhos

Alter/ Critério	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	g_9	g_{10}
a_1	0,058	0,150	0,115	0,512	2,201	1,004	1,390	0,652	2,534	6,931
a_2	0,039	0,971	-0,557	0,267	0,103	0,000	-0,818	-0,133	-6,539	0,222
a_3	0,078	0,099	0,141	0,293	1,711	0,379	1,009	0,707	2,414	0,975
a_4	0,079	0,060	0,246	0,128	1,749	0,431	0,762	1,101	1,908	1,407
a_5	0,151	0,237	0,097	0,996	1,132	0,307	0,400	0,687	2,456	5,114
a_6	0,062	0,059	0,096	0,416	0,880	0,250	-0,100	2,110	1,474	1,586
a_7	0,157	0,227	0,230	0,381	0,938	0,087	-0,062	0,626	2,598	2,886
a_8	0,012	0,021	0,167	0,066	1,171	0,026	0,171	1,088	1,919	0,105
a_9	0,363	1,149	0,281	0,677	0,383	0,244	-0,617	0,199	6,036	1,922
a_{10}	0,147	0,204	0,271	0,304	0,761	0,639	-0,239	0,677	2,476	2,750
a_{11}	-0,043	-0,014	-0,983	0,013	7,532	3,414	6,532	11,576	1,086	-4,943
a_{12}	0,182	0,348	0,159	0,653	1,460	1,062	0,518	0,426	3,346	2,836
a_{13}	0,302	1,196	0,294	0,499	0,464	0,286	-0,536	0,140	8,149	2,300
a_{14}	0,080	0,084	0,140	0,150	0,998	0,674	-0,002	0,334	3,992	1,174
a_{15}	0,163	0,200	0,620	0,165	1,820	0,094	0,820	1,050	1,953	2,986
a_{16}	0,015	0,006	0,066	0,051	1,773	1,111	0,773	1,062	1,941	0,282
a_{17}	0,093	0,191	0,209	0,384	0,875	0,438	-0,111	0,723	2,383	-13,698
a_{18}	0,101	0,130	0,180	0,368	1,313	0,660	0,351	1,035	1,966	3,896
a_{19}	0,193	0,550	0,203	0,423	0,752	0,478	-0,248	0,185	6,417	2,122
a_{20}	0,085	0,092	0,089	0,487	1,140	0,507	0,173	0,876	2,142	1,303
a_{21}	0,077	0,072	0,724	0,069	1,388	1,139	0,388	2,260	1,442	3,894
a_{22}	0,115	0,168	0,072	0,749	0,789	0,168	-0,198	0,474	3,109	1,799
a_{23}	0,016	-0,098	-0,050	0,551	0,807	0,117	-0,193	0,389	3,570	0,143
a_{24}	0,069	0,166	0,078	0,579	1,452	0,088	0,456	0,373	3,679	0,743
a_{25}	0,070	0,088	0,037	0,671	0,709	0,025	-0,287	0,390	3,563	0,292
a_{26}	0,045	0,000	0,000	0,856	0,689	0,012	-0,305	0,398	3,510	0,283
a_{27}	0,114	0,170	0,096	0,832	1,067	0,112	0,067	0,886	2,128	2,461
a_{28}	0,061	0,191	0,022	0,857	1,113	0,596	0,115	0,108	10,277	0,841
a_{29}	0,280	0,699	0,297	0,514	2,944	2,446	1,944	0,279	4,578	3,524
a_{30}	0,090	0,176	0,074	0,712	1,150	0,412	0,150	0,427	3,341	1,723
a_{31}	0,056	0,041	0,017	0,590	1,258	0,159	0,267	0,313	4,195	0,741
a_{32}	0,056	-0,301	-0,027	0,760	0,799	0,183	-0,149	0,074	14,562	0,504
a_{33}	0,120	0,126	0,127	0,433	0,478	0,212	-0,456	0,773	2,293	1,537
a_{34}	0,037	0,106	0,135	0,345	1,383	0,603	1,435	0,789	2,267	7,262
a_{35}	0,070	0,059	0,033	0,691	1,147	0,531	0,154	0,637	2,570	1,095
a_{36}	0,051	-0,069	-0,018	0,139	2,361	2,147	1,362	0,037	27,786	0,793
a_{37}	0,073	0,073	0,108	0,368	1,488	0,565	0,524	1,186	1,843	1,980

a_{38}	0,091	0,044	0,061	0,259	0,523	0,060	-0,477	0,558	2,793	1,144
a_{39}	-0,006	-0,130	-0,031	0,645	0,999	0,088	0,007	0,179	6,573	-0,085
a_{40}	0,073	0,015	0,010	0,413	0,486	0,089	-0,513	0,385	3,597	0,910
a_{41}	0,077	-0,497	-0,130	0,149	0,644	0,035	-0,356	0,041	25,612	0,574
a_{42}	0,114	0,034	0,034	0,227	1,179	1,007	0,179	0,303	4,299	0,994
a_{43}	0,033	-0,074	-0,021	0,731	0,843	0,146	-0,149	0,266	4,763	0,505
a_{44}	-0,078	-0,100	-0,251	0,263	2,366	1,707	1,437	1,946	1,514	-1,444
a_{45}	0,153	0,366	0,330	0,291	0,551	0,243	-0,449	0,356	3,811	1,220
a_{46}	0,215	0,469	0,368	0,393	0,363	0,105	-0,637	0,446	3,242	1,630
a_{47}	0,027	-0,278	-0,351	0,176	0,230	0,109	-0,764	0,285	4,505	0,276
a_{48}	0,119	-0,086	-0,055	0,158	0,337	0,054	-0,647	0,112	9,918	1,169
a_{49}	0,020	-0,052	-0,046	0,351	1,457	0,851	0,798	0,458	3,185	0,535
a_{50}	-0,149	-0,315	-1,338	0,109	0,567	0,012	0,617	0,862	2,160	-9,380

De posse dos critérios e da matriz de desempenho, passa-se à fase de obtenção dos parâmetros necessários para a aplicação do ELECTRE TRI-nC [Almeida-Dias et al. 2012]. Dessa forma, foram determinadas alternativas fictícias de referência que representam as diferentes classes do problema, além dos limiares de preferência (p_j), indiferença (q_j), veto (v_j), além do nível de credibilidade (λ).

4. Resultados e Discussões

A Tabela 4 apresenta o conjunto de referência utilizado no presente trabalho e os parâmetros do modelo. Duas alternativas de referência foram construídas para cada uma das classes do modelo. Para a escolha das alternativas de referência, foram utilizados os *ratings* fornecidos pelas agências de classificação de risco [Moody's, 2017] e [Standard & Poor's, 2017] para as empresas emissoras dos títulos. A partir dos ratings das duas agências, foi utilizada uma conversão para uma escala de 3 classes. Assim, rankings de desempenhos foram criados dentro de cada classe de risco, para cada critério do modelo, e as alternativas fictícias foram criadas a partir de 2 desempenhos intermediários para cada critério, utilizando alternativas pertencentes a cada uma as classes de risco. Os ratings de cada alternativa e as perspectivas das agências internacionais de risco são apresentadas no Anexo 1. Conforme pode ser visto na Tabela 4, na presente aplicação, utilizou-se pesos iguais para o conjunto de critérios, assim, $w_j = 0{,}1;\ \forall j$. Além disso, não foram utilizados limiares de veto. Os limiares de preferência e indiferença foram obtidos com base no desvio médio absoluto, como proposto por [Doumpos & Figueira, 2018], e o nível de credibilidade escolhido foi de λ=0,7. Na tabela, o termo b_1^3 indica uma alternativa de referência 1 da classe C_3, b_2^3 representa a segunda alternativa de referência da classe C_3, e assim por diante. Dessa forma, o índice da classe C_k é indicado valor do expoente do termo b_i^k.

Tabela 4: Parâmetros do ELECTRE TRI-nC

	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	g_9	g_{10}
w	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1
q	0,0152	0,0526	0,0472	0,0518	0,1464	0,1118	0,1590	0,1664	0,7714	0,4104
p	0,0303	0,1052	0,0944	0,1036	0,2928	0,2235	0,3180	0,3327	1,5427	0,8207
b_1^1	0,0328	-0,0996	-0,0306	0,2592	0,6440	0,0884	-0,1487	0,3031	1,8431	0,5047
b_2^1	-0,0056	-0,1296	-0,1301	0,2275	0,5669	0,0604	-0,3560	0,2657	1,5139	-0,0852
b_1^2	0,0721	0,0551	0,0959	0,3837	1,3134	0,1834	0,4559	0,4272	2,1418	1,3033
b_2^2	0,0657	0,0514	0,0887	0,3678	1,2584	0,1678	0,3881	0,3985	2,1284	0,8409
b_1^3	0,0790	0,2371	0,1405	0,5122	1,7494	0,4311	1,0090	1,1014	2,4557	5,1142
b_2^3	0,0777	0,1497	0,1153	0,4165	1,7109	0,3794	0,7620	0,7074	2,4136	1,5860

A partir da aplicação do método ELECTRE TRI-nC, com utilização do software MCDA-Ulaval, as seguintes classificações foram obtidas para o conjunto de títulos debêntures, conforme apresenta a Tabela 5.

Tabela 5: Classificação da Alternativas

ALTERNATIVA	CATEGORIA	ALTERNATIVA	CATEGORIA
a_1	C_3	a_{26}	C_1
a_2	C_1	a_{27}	C_3
a_3	C_3	a_{28}	C_2
a_4	C_3	a_{29}	C_3
a_5	C_3	a_{30}	C_3
a_6	C_2	a_{31}	C_2
a_7	C_3	a_{32}	C_1
a_8	C_2	a_{33}	C_2
a_9	C_3	a_{34}	C_3
a_{10}	C_3	a_{35}	C_2
a_{11}	C_1,C_3	a_{36}	C_2,C_3
a_{12}	C_3	a_{37}	C_3
a_{13}	C_3	a_{38}	C_2
a_{14}	C_2	a_{39}	C_1
a_{15}	C_3	a_{40}	C_2
a_{16}	C_2	a_{41}	C_1
a_{17}	C_3	a_{42}	C_2
a_{18}	C_3	a_{43}	C_1
a_{19}	C_3	a_{44}	C_1,C_3
a_{20}	C_3	a_{45}	C_2
a_{21}	C_2	a_{46}	C_2,C_3
a_{22}	C_2	a_{47}	C_1
a_{23}	C_1	a_{48}	C_1
a_{24}	C_2	a_{49}	C_2
a_{25}	C_2	a_{50}	C_1

Analisando os resultados obtidos na Tabela 5, percebe-se que 46 alternativas foram classificadas da mesma maneira segundo as regras ascendente e descendente do método. Apenas 4 alternativas ficaram sem classificação exata, não sendo alocadas a uma única classe, são elas as alternativas a_{11}: BNDES PARTICIPACOES S/A (classes C_1 e C_3), a_{36}: TCP TERMINAL DE CONTEINERES DE PARANAGUA S.A. (classes C_2 e C_3), a_{44}: MILLS ESTRUTURAS E SERVICOS DE ENGENHARIA S/A (classes C_1 e C_3) e a_{46}: TRIANGULO DO SOL AUTO - ESTRADAS S/A (classes C_2 e C_3).

Analisando mais especificamente o caso do BNDES, percebe-se que não se obteve uma classificação conclusiva para este título financeiro, visto que essa organização foi alocada à classe C_1 por uma das regras e à classe C_3 pela outra regra. Isso decorre principalmente do fato de que essa alternativa é representada por um banco que opera empréstimos subsidiados para várias empresas brasileira, caso o governo julgue essa atividade estratégica. Nesse cenário, o banco obteve baixos índices de lucratividade, conforme Tabela 3. Por outro lado, essa alternativa obteve performances de destaque para os critérios envolvendo estrutura de capital e liquidez. Assim, o método de classificação

não alocou essa alternativa a uma única classe devido as características particulares dos balanços financeiros dessa organização.

Outro caso interessante que pode ser comentado diz respeito à alternativa a_{49}: PETROBRAS, que foi alocada pelo método à classe C_2. Porém, sabe-se que essa empresa possui um risco de crédito baixo, pois, por ser uma grande empresa estatal, em caso de possíveis complicações financeiras, essa organização receberia cobertura financeira do governo para o cumprimento de suas obrigações. Como o modelo apresentado utiliza apenas critérios financeiros, baseados em informações contábeis das organizações, esse fator subjetivo não é incorporado ao método multicritério. Assim, a classificação da PETROBRAS à classe C_2 é explicada pelo momento instável que essa organização passou nos últimos anos, com alto risco político, problemas de corrupção e má administração que resultaram em uma queda de performance dos indicadores contábeis da empresa, refletidos nos desempenhos dos critérios do modelo para essa alternativa.

A Tabela 6 apresenta a quantidade de alternativas alocadas à cada classe, o percentual das referente a essas alocações e as alternativas que foram alocadas à classes diferentes.

Tabela 6: Frequência de Alocações

Classe	Frequência	%
C_1	19	0,38
C_2	17	0,34
C_3	10	0,2
C_1, C_3	2	0,04
C_2, C_3	2	0,04

5. Conclusões e Perspectivas

O presente trabalho apresentou uma aplicação de um método de classificação multicritério, denominado ELECTRE TRI-nC, com o intuito preencher um gap na literatura relacionado à análise multicritério de debêntures brasileiras em relação ao risco de crédito. Para isso, foram utilizados dados reais obtidos através dos balanços financeiros das organizações disponibilizados em [BM&FBOVESPA, 2018]. Assim, foram realizados cálculos para obtenção indicadores financeiros, escolhidos com base na literatura e utilizados como critérios para o modelo de decisão, conforme Tabela 2. Os indicadores financeiros utilizado contemplam informações importantes relacionadas a diversos aspectos das empresas, envolvendo critérios de lucratividade, critérios de liquidez, entre outros.

No total, 50 debêntures foram classificadas, dentre as quais, estão presentes como emissoras organizações estatais e privadas. A grande maioria das debêntures obteve uma única classificação para as duas regras de decisão presentes no método ELECTRE TRI-nC. Em apenas 4 casos, alternativas receberam classificações diferentes para as regras ascendente e descendente do método, isso pode ser resultado do conjunto de critérios que leva em consideração apenas fatores objetivos e/ou das características individuais de uma determinada organização, como explicado para o BNDES.

No geral, o método mostrou-se capaz de classificar as alternativas de maneira coerente com os inputs do modelo, tais como as referências das classes, obtidas através de alternativas fictícias formadas através dos ratings de duas agências internacionais de risco; e dos limiares de preferência e indiferença do método, obtidos de maneira estatística. Das 46 alternativas classificadas de maneira semelhante pelas duas regras do método, 19 foram alocadas à classe C_3, 17 foram alocadas à classe C_2 e10 foram alocadas à classe C_1.

Para trabalhos futuros, podem ser incorporados critérios subjetivos ao modelo de decisão e análises sobre possíveis mudanças de classificação podem ser realizadas. Nesse caso, a opinião de especialistas pode ser levada em consideração para a análise de riscos políticos, aspectos de proteção governamental, qualidade administrativa da empresa emissor, entre outros possíveis fatores. Além disso, outros métodos multicritério podem ser utilizados para a análise de debêntures.

Agradecimentos
Este trabalho foi parcialmente apoiado pelo CNPq e pela FACEPE.

Referências
Almeida-Dias, J., Figueira, J. R., Roy, B. (2010). Electre Tri-C: A multiple criteria sorting method based on characteristic reference actions. *European Journal of Operational Research*, 204 (3): 565–580.
Almeida-Dias, J., Figueira, J. R., Roy, B. (2012). A multiple criteria sorting method where each category is characterized by several reference actions: The Electre Tri-nC method. *European Journal of Operational Research*, 217 (3): 567–579.
Almeida, H., Cunha, I., Ferreira, M. A., Restrepo, F. (2017). The real effects of credit ratings: The sovereign ceiling channel. *Journal of Finance*, 72, 249–290.
Berk, J. B.; Demarzo, P.; Harford, J. (2011). *Fundamentals of Corporate Finance*. 2ª Ed, Prentice Hall, v. 53.
BM&FBOVESPA, Empresas Listadas. http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/produtos/listados-a-vista-e-derivativos/renda-variavel/empresas-listadas.htm. Acesso em: 01/03/2018.
Bouyssou, D.; Marchant, T. (2015). On the relations between ELECTRE TRI-B and ELECTRE TRI-C and on a new variant of ELECTRE TRI-B. *European Journal of Operational Research*, 242 (1): 201–211.
Corazza, M., Funari, S., Gusso, R. (2016). *Creditworthiness evaluation of Italian SMEs at the beginning of the 2007-2008 crisis: An MCDA approach*, 38: 1-26.
De Almeida, A. T. (2013). *Processo de decisão nas organizações: Construindo modelos de decisão multicritério*. Atlas.
De Almeira, T., Cavalcante, C. A. V., Alencar, M. H., Fererira, R. J. P., de Almeida-Filho, A. T. Garcez, T. V. (2015). Multicriteria and multiobjective models for risk, reliability and maintenance decision analysis. *International Series in Operations Research & Management*, Vol. 231, Springer.
De Lima Silva, D. F., Silva, L. G. O., Ferreira, L., de Almeida-Filho, A. T. (2017). Gestão de riscos em títulos soberanos: Aplicação de um modelo de classificação multicritério. *XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, Blumenau-SC.
Doumpos, M., Figueira, J. R. (2018). A multicriteria outranking approach for modeling corporate credit ratings: An application of the Electre Tri-nC method. *Omega* (United Kingdom) 0: 1-15.
Doumpos, M., Zopounidis, C. (2014). Multicriteria analysis in Finance, 1ª ed, Springer International Publishing.
Doumpos, M., Zopounidis, C. (2004). A multicriteria classification approach based on pairwise comparisons. *European Journal of Operations Research*, 158: 378-389.
Doumpos, M., Zopounidis, C. (2002). Multicriteria decision aid in classification methods. Kluwer Academic Publishers.
Doumpos, M., Zopounidis, C. (2001). Assessing financial risks using a multicriteria sorting procedure: the case of country risk assessment. *Omega*, 29(1): 97-109.
Doumpos, M., Zanakis, S. H., Zopounidis, C. (2001) Multicriteria preference disaggregation for classification problems with application to Global Investing Risk. *Decision Sciences*, 32(2): 333-385.
Ferreira, L., Borenstein, D., Righi, M. B., de Almeida-Filho, A. T. (2018). A fuzzy hybrid integrated fraework for portfolio optimization in private banking. *Expert Systems with Applications*, 92: 350-362.
Gavalas, D., Syriopoulos, T. (2015). An integrated credit rating and loan quality model: application to bank shipping finance. *Maritime Policy & Management*, 42: 533-554.
Gitman, L. J., Zutter, C. J. (2014). Principles of Managerial Finance. 13ª ed, Prentice Hall, v. 40
Ishizaka, A., Gordon, M. (2017). MACBETHSort: A multiple criteria decision aid procedure for sorting strategic products. *Journal of the Operational Research Society*, v. 68 (1): 53–61.
Govidan, K., Jepsen, M. B. (2016). ELECTRE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. *European Journal of Operations Research*, 250: 1-29.
Ishizaka, A., Pearman, C.; Nemery, P. (2012). AHPSort: An AHP-based method for sorting problems.

International Journal of Production Research, 50 (17) 4767–4784.
Jacquet-Lagreze, E. (1995). An application of the UTA discriminant model for the evaluation of R&D projects. *Advances in Multicriteria Analysis*, p. 203–211.
Léger, J., Martel, J. M. (2002). A multicriteria assignment procedure for a nominal sorting problematic. *European Journal of Operational Research*, 138 (2): 349–364.
Moody`s. (2017). Research and Ratings. https://www.moodys.com/. Acesso em 15/12/2017.
Mousseau, V., Slowinski, R. (1998) Inferring an ELECTRE TRI Model from Assignment Examples. *Journal of Global Optimization*, 12 (2): 157–174.
Roy, B. (1996). Multicriteria methodology for decision aiding. Kluwer Academic Publishers.
Roy,B.,&Bouyssou,D.(1993).Aidemulticritèreàladécision:Méthodesetcas.Paris,France:Economica.
Słowinski, R.; Greco, S.; Matarazzo, B. (2012). Rough Set and Rule-Based Multicriteria Decision Aiding. *Pesquisa Operacional*, 32 (2): 213–269.
Standard & Poor`s. (2017). S&P Global Ratings. https://www.standardandpoors.com/pt_LA/web/guest/home. Acesso em 15/12/2017.
Ulucan, A., Ataci, K. B. (2013). A multiple criteria sorting methodology with multiple classification criteria and an application to country risk evaluation. *Technological and Economic Development of Economy*, 19(1): 93-124.
Xidonas, P., Mavrotas, G., Psarras, J. (2009). A multicriteria methodology for equity selection using financial analysis. Computers and Operations Research, 36: 3187-3203.
Zopounidis, C.; Doumpos, M. (2001). A preference disaggregation decision support system for financial classification problems. *European Journal of Operational Research*, 130 (2): 402–413.
Zopounidis, C., Galariotis, E., Doumpos, M., Sarri, S., Andriosopoulos, K. (2015). Multiple criteria decision aiding for finance: An updated bibliographic surtvey. European Journal of Operations Research, 247: 339-348.

Anexo 1

O presente anexo apresenta os *ratings* fornecidos pelas agências internacionais de classificação de risco, Moody`s e Standard & Poor`s para as empresas emissoras das debêntures brasileiras estudadas no presente trabalho. Os ratings foram obtidos em dezembro de 2017.

Tabela A1: Ratings e Perspectivas – S&P e Moody's

ALTERNATIVA	S&P br-scale	Perspectiva	Moody`s br-sclae	Perspectiva
a_1	AAA	Estável	Aaa	Negativa
a_2	-	-	Aaa	Negativa
a_3	AAA	Estável	Aaa	Estável
a_4	AAA	Negativa	-	-
a_5	AAA	Negativa	-	-
a_6	AAA	Estável	-	-
a_7	-	-	Aa1	Negativa
a_8		-	Aa1	Negativa
a_9	-	-	Aa1	Negativa
a_{10}	AAA	Negativa	Aa1	Negativa
a_{11}	AA-	Negativa	Aa1	Negativa
a_{12}	AA-	Negativa	Aa1	Estável
a_{13}	AA-	Negativa	Aa1	Estável
a_{14}	AA-	Negativa	Aaa	Negativa
a_{15}	AA-	Negativa	Aa1	Estável

a_{16}	A+	Estável	Aa2	Negativa
a_{17}	AA-	Negativa	Aa2	Negativa
a_{18}	-	-	Aa2	Negativa
a_{19}	AA-	Negativa	Aa3	Negativa
a_{20}	-	-	Aa2	Negativa
a_{21}	-	-	Aa3	Negativa
a_{22}	AA-	Negativa	-	-
a_{23}	AA-	Negativa	-	-
a_{24}	AA-	Negativa	-	-
a_{25}	AA-	Negativa	-	-
a_{26}	AA-	Negativa	-	-
a_{27}	AA-	Negativa	-	-
a_{28}	AA-	Negativa	-	-
a_{29}	AA-	Negativa	-	-
a_{30}	AA-	Negativa	-	-
a_{31}	AA-	Negativa	-	-
a_{32}	AA-	Negativa	-	-
a_{33}	AA-	Negativa	-	-
a_{34}	AA-	Negativa	-	-
a_{35}	AA-	Negativa	-	-
a_{36}	AA-	Negativa	-	-
a_{37}	-	-	A1	Estável
a_{38}	-	-	A2	Estável
a_{39}	BBB-	Estável	B2	Estável
a_{40}	BBB-	Estável	B2	Estável
a_{41}	-	-	Caa2	Negativa
a_{42}	-	-	A3	Negativa
a_{43}	A	Positiva	Baa	Positiva
a_{44}	-	-	B2	Negativa
a_{45}	A+	Estável	A3	Estável
a_{46}	A+	Estável	A3	Estável
a_{47}	A+	Estável	-	-
a_{48}	A+	Estável	-	-
a_{49}	A+	Estável	-	-
a_{50}	BBB-	Negativa	-	-