

Relação das variáveis presentes no modelo BNDES com as classificações das agências de *rating* em empresas estatais

Luis Antonio Lay (FURB) luisantoniolay@gmail.com

Nelson Hein (FURB) hein@furb.br

Adriana Kroenke (FURB) akroenke@furb.br

Resumo:

Este estudo tem por objetivo avaliar se o modelo de classificação de risco utilizado pelo BNDES está em consonância com os *ratings* divulgados pelas agências *Standard e Poor's*, *Moody's* e *Fitch* nas empresas estatais brasileiras. Sendo que a população foi as 50 maiores empresas estatais divulgadas pela Revista Exame – Maiores e Melhores no ano de 2015, das quais a amostra final resultante foi de 18 empresas. Foi realizada uma análise das classificações das agências de *rating*, e após, utilizou-se da regressão logística para verificar se as variáveis utilizadas pelo BNDES estão em consonância com as classificações das agências. Em relação ao resultado da regressão, observou-se que as variáveis quantitativas, endividamento geral, endividamento financeira e alavancagem financeira foram significantes nas três agências de *rating*. Em relação às variáveis qualitativas, gestão da produção apresentou-se significativa para as três agências, no entanto, o seu coeficiente foi negativo em todas. Assim, o estudo mostra que as variáveis do modelo utilizado pelo BNDES para classificar as empresas estatais brasileiras estão em consonância com o *rating* realizado pelas agências.

Palavras chave: *Rating*, BNDES, Classificação de Risco, Regressão Logística, Empresas Estatais.

Relationship of variables present in the BNDES model with ratings from rating agencies in state enterprises

Abstract

This study aims to evaluate whether the risk classification model used by BNDES is in line with the ratings provided by Standard and Poor's agencies, Moody's and Fitch in the Brazilian state-owned enterprises. And the population was the 50 largest state-owned enterprises published by *Revista Exame – Maiores e Melhores* in 2015, of which the final sample result was 18 companies. an analysis of ratings from rating agencies was held, and after, we used logistic regression to verify that the variables used by the BNDES are in line with the ratings agencies. Regarding the results of the regression, it was observed that the quantitative variables, overall debt, financial debt and leverage were significant in all three rating agencies. Regarding qualitative variables, production management showed significant up to three branches, however, its coefficient was negative in all. Thus, the study shows that the model variables used by BNDES to classify the Brazilian state-owned enterprises are in line with the rating made by the agencies.

Key-words: Rating, BNDES, Risk Rating, Logistic Regression, State-owned enterprises.

1. Introdução

Empresas têm como opção a busca de financiamento em bancos e acionistas, e estes procuram identificar as empresas que tenham uma garantia de pagamento do seu empréstimo, utilizam as

classificações divulgadas pelas agências de *rating*. Há diversas empresas que emitem a classificação de risco, no entanto, em âmbito internacional, as agências de classificação de *rating* que apresentam uma grande reputação frente a bancos e acionistas são as empresas *Standard & Poor's*, *Moody's Investors Service* e *Fitch* (LANGOHR; LANGOHR, 2008; CAOUETTE et al., 2009).

Com as crises financeiras que ocorreram entre os anos de 1994 e 2002, e subsequentes, os investidores passaram a ter um olhar muito mais crítico para com as agências de *rating*. Esse olhar levou essas agências a tornarem mais transparentes os critérios utilizados para a elaboração da análise do crédito, divulgando as classificações de *rating* com maior quantidade de material (BONE, 2004; LAVIERI, 2015).

As agências de classificação por meio dos *ratings* não possuem forte atuação na América Latina pelo baixo grau econômico dos países. Os *ratings* divulgados pelas empresas trazem benefícios para diversos agentes do mercado. Entre os benefícios, os *ratings* viabilizam ao investidor uma visão mais abrangente das empresas nas quais se pretende investir além de permitir observar como estas empresas estão em relação a sua capacidade de honrar seus compromissos financeiros. Tais informações ajudam o investidor a compreender a capacidade de pagamento e a tomar decisões com o resultado apresentado (CARDOSO, 2000).

As agências de *rating* de crédito mais tradicionais, no contexto internacional, estão as agências *Standard & Poor's*, *Moody's Investor Service* e *Fitch*. No contexto brasileiro, o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) apresenta um método de cálculo de *rating* para verificar se a empresa que vai em busca de financiamento é segura. Tal classificação utiliza um modelo desenvolvido ao longo de 1993 pelo Departamento de Crédito do BNDES para calcular o nível de risco das empresas e de grupos econômicos não-financeiros.

Os *ratings* divulgados pelas agências especializadas em classificar empresas têm repercussão internacional e nacional. Em relação à classificação de risco interna, o tomador de decisão encontra o método utilizado pelo BNDES que leva em consideração variáveis quantitativas e qualitativas. Assim sendo, busca-se, no presente estudo, responder a seguinte questão de pesquisa: **as variáveis do modelo utilizado pelo BNDES para classificar riscos em empresas estatais brasileiras são condizentes com as classificações de *Standard & Poor's*, *Moody's Investors Service* e *Fitch*?** Com o objetivo do estudo de avaliar as variáveis das empresas estatais brasileiras utilizadas no modelo BNDES em relação às classificações dos *ratings* pelas *Standard e Poor's*, *Moody's* e *Fitch* das empresas estatais brasileiras.

As classificações de *rating* têm recebido destaque no meio econômico, já que estas classificações tendem a influenciar ações a serem tomadas sobre uma empresa, tanto por investidores quanto por bancos. Desta forma, podem ser observadas mudanças muito rápidas de classificações de *rating*, que ocorrem por vários motivos, como a mudança de governo, políticas e ações tomadas pelas empresas em si. Também em virtude do BNDES não divulgar as informações sobre a classificação das empresas que se submetem a pedir empréstimo, se mostra importante buscar informações que possam predizer qual classificação a empresa poderá apresentar, o que influencia a taxa de juros, o tempo de carência, o vencimento do financiamento, entre outras consequências.

2. Referencial Teórico

2.1 Classificação de risco de crédito - *Rating*

Todas as vezes em que há uma nova crise econômica ou financeira, as discussões sobre os riscos de crédito são retomadas. Quando houve a crise do *subprime*, a quebra do banco *Barings*, quando a *Sadia* enfrentou dificuldades financeiras em decorrência de investimentos em

derivativos (SOARES, COUTINHO & CAMARGOS, 2012), a crise envolvendo a Grécia e demais países da zona do euro (BOUMPARIS, MILAS & PANAGIOTIDIS, 2015). No âmbito nacional, nos últimos anos, o país vem sofrendo uma crise financeira que levou as agências de classificação de *rating* a reclassificar o Brasil, rebaixando-o para níveis pertencentes ao grau especulativo, não fazendo mais parte do grau de investimento.

Os autores Soares, Coutinho e Camargos (2012) destacam que os *ratings* de crédito são uma das ferramentas mais utilizadas para avaliar o nível de risco de crédito que envolve empresas tanto do setor privado quanto empresas do setor público. O *rating* reflete uma avaliação sobre a capacidade e a vontade da empresa honrar os compromissos financeiros firmados.

No âmbito de finanças, o risco está relacionado à probabilidade de não se obter o retorno esperado sobre o investimento realizado, com o qual pode ser definido como sendo a própria variância que o retorno apresentará. Quanto maior a variância sobre o valor em relação à média, maior será o retorno exigido para compensar a variabilidade que apresentar (ROSS, WESTERFIELD; JAFFE, 2002).

No processo de gerenciamento do risco de crédito, os *ratings* de crédito são partes importantes nesse processo, pois são amplamente utilizados para estimar quais as probabilidades de um não cumprimento das ações financeiras, o que leva a apoiar decisões de concessão de crédito, aplicação de juros nos empréstimos e gerenciamento das carteiras de crédito (DOUMPOS et al., 2015). Os processos de *rating* de crédito são desenvolvidos pelas instituições financeiras, de forma interna ou externa, por agências especializadas em fazer essas classificações de *rating* (TREACY; CAREY, 2000; FROST, 2007). Tais agências têm sido apreciadas por críticas em relação ao seu alcance e à precisão da sua classificação, mas elas são amplamente utilizadas pelas instituições financeiras, órgãos reguladores e em pesquisas acadêmicas (PAGANO; VOLPIN, 2010; TICHY, 2011; JEON; LOVO, 2013).

Dentre as classificações dadas pelas agências, há duas categorias: grau de investimento e grau especulativo. Estes termos descrevem, nas agências *Fitch* e *Standard e Poor's*, as categorias na escala internacional de longo prazo de AAA até BBB como sendo do grupo que contém grau de investimento, e BB até D no grupo de grau especulativo. Já a agência *Moody's* utiliza de Aaa até Baa para grau de investimento, e de Ba até C, para grau especulativo. (FITCH, 2015), (STANDARD & POOR'S, 2015), (MOODY'S, 2016).

Desta forma, cada agência de *rating* utiliza uma escala própria de classificação e com notações diferentes. Porém, as classificações dessas agências e seus significados são semelhantes, com símbolos idênticos para os emitentes e os emissores de dívida. A agência *Moody's* utiliza letras maiúsculas/minúsculas para diferenciar as categorias de classificação do *rating*, e números sequenciais 1, 2 e 3 para determinar a relatividade da nota. Já as agências *Standard e Poor's* e *Fitch* utilizam na sua divulgação do *rating* letras maiúsculas e integram sinais + ou – para realçar a relatividade da nota de classificação dentro da categoria de *rating*. Então, quando na divulgação da classificação do *rating* pelas agências há o sinal + ou o número 1, isso indica que o emissor está na mais alta classificação da categoria. Quando há o sinal – ou o número 3, o emissor apresenta-se na mais baixa classificação da categoria em que se encontra. E quando há ausência de sinal ou a presença do número 2, o emissor se encontra na média da classificação do grupo em que se apresenta. (BONE, 2007), (CAOQUETTE et al., 2009), (FITCH, 2015), (STANDARD & POOR'S, 2015), (MOODY'S, 2016).

2.2 BNDES

Em um contexto geral, os bancos de desenvolvimento são instituições financeiras cuja função reside em conceder crédito a longo prazo. Na sua maioria, são instituições subsidiadas pelo governo, preenchendo uma lacuna que não seria atendida de forma geral pelo livre mercado.

Estas instituições tiveram um importante papel no passado, no processo de industrialização de alguns países, atualmente tende a apresentar uma atuação de maior destaque nos países em desenvolvimento (AGHION, 1999; LAVIERI, 2015).

No início de sua história, o propósito do BNDES era ajudar a planejar, analisar e financiar projetos industriais e de infraestrutura. Com o passar dos anos, o BNDES e a Comissão Econômica das Nações Unidas desenvolveram um projeto de planejamento para apresentar aos envolvidos na formulação da política econômica. Nesse projeto, planejaram o aumento da taxa de crescimento da economia perante os desafios e as características do Brasil da década de 1950 (BAER, 2009; BNDES, 2016).

No período de 2003 a 2010, o BNDES teve um aumento no envolvimento em operações de grande porte, conferindo amparo a diversas fusões e aquisições, e conseqüentemente, levando à criação das multinacionais domésticas, conhecidas como “campeãs nacionais” em determinados setores. Conforme o relatório de administração do BNDES de 2013, um total de 60% dos empréstimos efetuados pela instituição foram para empresas com uma receita anual superior a US\$ 130 milhões (ALMEIDA, 2009; LAVIERI, 2015).

O papel do BNDES na economia brasileira passa a ser discutido com maior efetividade a partir de 2003, num momento em que o mercado de capital estava se expandindo de forma rápida, e uma grande quantidade de capital estrangeiro estava sendo inserida no país. A partir desse momento, a ação do BNDES para grandes empresas já não era tão necessária, visto que o acesso ao crédito não era tão complexo para empresas de grande porte (LAZZARINI et al., 2014). Para que o BNDES possa avaliar de forma adequada as empresas que vão em busca de financiamento, ele dispõe de um sistema de classificação de risco desde o final de 1993 utilizado para estimar o risco de empresas, grupos econômicos e entidades que têm relacionamento direto com a instituição. Este sistema de classificação está dividido em três subsistemas que detêm empresas e grupos não-financeiros, instituições financeiras, estados e municípios (BERGAMINI JUNIOR, 1997; BNDES, 2016).

3. Metodologia

O presente estudo tem como população as 50 maiores empresas estatais divulgadas pela Revista Exame – Maiores e Melhores no ano de 2015. Para que se possa ter evidências de que as empresas da amostra tiveram associação com o BNDES se observou que 30 empresas continham ou contém empréstimo, após a análise das empresas que tem relação com o BNDES, se buscou informações referente à variável dependente que é o *rating*, verificou-se que das 30 empresas, apenas 14 apresentaram em algum momento classificação de *rating* em uma ou mais, e, também foi verificado se as empresas que não tinham empréstimo com o BNDES teriam as classificações de *rating*, o que identificou 4 empresas, assim resultando em uma amostra de 18 empresas.

No Quadro 1, observa-se a população do estudo, e em negrito, as empresas pertencentes à amostra desta investigação.

1. Casa da Moeda do Brasil	2. Eletrobrás Eletronuclear
3. Companhia de Água e Esgoto do Ceará	4. Eletronorte
5. Companhia de Gás da Bahia	6. Eletrosul Centrais Elétricas S. A
7. Companhia de Gás de Minas Gerais	8. Empresa Baiana de Águas e Saneamento S.A.
9. Companhia de Gás do Estado do Rio Grande do Sul	10. Empresa Brasileira de Correios e Telégrafos
11. Companhia de Saneamento Ambiental do Distrito Federal.	12. Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária
13. Companhia Energética de Brasília	14. Petrobrás Logística S.A.

15. Companhia Estadual de Distribuição de Energia Elétrica	16. Petrobrás Transporte SA
17. Companhia Hidroelétrica do São Francisco	18. Serviço Federal de Processamento de Dados
19. Companhia Municipal de Limpeza Urbana	20. Agência de Desenvolvimento do Distrito Federal
21. Companhia Paranaense de Gás	22. Transportadora Associada de Gás S/A
23. Companhia Paulista de Trens Metropolitanos	24. Companhia Rio-grandense de Saneamento
25. Eletrobrás Amazonas Energia	26. Empresa de Tecnologia e Informações da Previdência Social
27. Eletrobrás Distribuição Alagoas	28. Hospital de Clínicas de Porto Alegre
29. Eletrobrás Distribuição Piauí	30. Liquigás Distribuidora S.A.
31. Eletrobrás Distribuição Rondônia	32. Petrobrás Distribuidora
Amostra final	
1. Celg Distribuição S.A.	2. Companhia do Metropolitano de São Paulo
3. Cemig Distribuição S.A.	4. Itaipu Binacional
5. Cemig Geração e Transmissão	6. Companhia Estadual de Águas e Esgotos do Rio de Janeiro
7. Centrais Elétricas Brasileiras S. A	8. Petrobrás S.A.
9. Centrais Elétricas de Santa Catarina	10. Saneamento de Goiás S.A.
11. Companhia Energética de São Paulo.	12. Companhia Pernambucana de Saneamento
13. Companhia de Saneamento de Minas Gerais	14. Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo
15. Companhia Paranaense de Energia	16. Companhia de Saneamento do Paraná
17. Eletrobrás Furnas	18. Copel Geração e Transmissão S/A

Fonte: dados da pesquisa.

Quadro 1 – Empresas pertencentes à população e à amostra

Observou-se que a empresa Itaipu Binacional apresentou valores muito altos frente aos indicadores de endividamento geral, de endividamento financeiro e da rentabilidade do patrimônio líquido, em comparação aos valores das demais empresas, com um desvio padrão maior que 3. Portanto, sendo um *outlier*, a empresa foi desconsiderada no momento da aplicação do modelo estatístico utilizado no presente estudo.

Os *ratings* utilizados são provenientes do histórico das empresas de agências de crédito utilizadas no presente estudo, utilizando-se das últimas classificações anuais feitas pelas agências de crédito, no período de 2011 a 2015. Os indicadores econômico-financeiros foram coletados a partir da base de dados Economática® das empresas que contêm ações vendidas na BM&FBovespa. No entanto, há empresas estatais que não têm ações. Portanto, buscou-se informações de dados econômico-financeiros nas demonstrações publicadas em seus *websites* institucionais.

A variável dependente (*ratings* divulgados pelas agências de classificação) é apresentada de forma qualitativa, ou seja, em forma de letras e números. Para que se pudesse utilizar as classificações, transformou-se a categoria de grau de investimento em parâmetro 1, e a categoria de grau especulativo foi transformada no valor numérico 0. Com há também empresas que estão somente inseridas no contexto nacional, a sua classificação é dada em escala nacional, e para essas empresas utilizou-se a conversão de escala nacional para a global pelos métodos que as próprias agências de classificação trazem em seus *websites*.

Já as variáveis qualitativas independentes foram retiradas do relatório anual das empresas, sendo realizado uma análise de conteúdo para que se pudesse quantificar as empresas que traziam as informações e categorizar em quatro categorias, e para isso, considerou-se 0 para a empresa que não apresenta a informação em seu relatório; 1 se apresenta a informação de forma

breve, sem trazer muitas informações; 2 para quando é evidenciado no relatório a informação de forma clara e objetiva; e 3 para quando se evidenciou muitas informações sobre a categoria analisada, sendo bem detalhadas. Tal análise reflete o juízo de valor do pesquisador. O detalhamento das variáveis qualitativas e quantitativas utilizadas no estudo, é apresentado no Quadro 2.

Variável	Fórmula	Relação esperada	Autores
Variável Dependente			
Classificação de rating	Grau de investimento = 1 Grau especulativo = 0		
Variáveis Independentes (indicadores econômico-financeiros)			
Endividamento geral	$\left(\frac{\text{Passivo Total}}{\text{Patrimônio Líquido}} \right) - 1$	Negativa	Brito, Assaf Neto (2008); Brito, Assaf Neto, Corrar (2009); Pires (2011); Silva (2012); Soares, Coutinho e Camargos (2012); Cardoso et al. (2013); Fernandinho, Takamatsu, Lamounier (2015); BNDES (2016)
Endividamento financeiro	$\frac{\text{Total de Empréstimo e Financiamento}}{\text{Patrimônio Líquido}}$	Negativa	Pires (2011); Silva (2012); Soares, Coutinho e Camargos (2012); Cardoso et al. (2013); BNDES (2016)
Liquidez corrente	$\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$	Positiva	Brito, Assaf Neto (2008); Brito, Assaf Neto, Corrar (2009); Pires (2011); Cardoso et al. (2013); Fernandinho, Takamatsu, Lamounier (2015); BNDES (2016)
Rentabilidade do patrimônio líquido (ROE)	$\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Patrimônio Líquido}}$	Positiva	Brito, Assaf Neto (2008); Brito, Assaf Neto, Corrar (2009); Pires (2011); Silva (2012); Soares, Coutinho e Camargos (2012); Cardoso et al. (2013); Fernandinho, Takamatsu, Lamounier (2015); Doumpos et al. (2015); BNDES (2016)
Alavancagem financeira	$\frac{\text{Endividamento Total}}{\text{Ativo Total}}$	Negativa	Damasceno, Artes e Minardi (2008); Pires (2011); Silva (2012); Tonin (2012); Cardoso et al. (2013); Doumpos et al. (2015); Pereira, Martins (2015); BNDES (2016)
Variáveis Independentes – indicadores qualitativos			
Estratégia empresarial	Se não apresentar a informação recebe 0; se apresenta informação breve, sem muita informação recebe 1; informação de forma clara e objetiva recebe 2; com muitas informações sobre a categoria analisada, bem detalhada recebe 3.	Positiva	BNDES (2016)
Estrutura e capacitação		Positiva	BNDES (2016)
Aspectos de mercado		Positiva	BNDES (2016)
Tecnologia		Positiva	BNDES (2016)
Gestão da produção		Positiva	BNDES (2016)

Fonte: dados da pesquisa.

Quadro 2 – Variáveis utilizadas

3.1 Método utilizado para análise

A técnica escolhida para a análise dos dados foi a regressão logística. Ela utiliza a variável dependente com dois possíveis valores: quando a empresa apresenta classificação da agência de classificação de risco em grau de investimento, assume o valor 1, quando a empresa está presente no grau especulativo, recebe o valor 0. O fato da variável dependente ser binária (0 ou 1) possibilita associações de classificação dos fenômenos da probabilidade de chance de o fenômeno investigado ocorrer ou não ocorrer, sendo uma técnica de modelar a ocorrência por meios probabilísticos. (MAROCO, 2007), (CORRAR et al., 2007).

Desta forma, a regressão logística apresenta algumas vantagens sobre outras técnicas, pois lida com proposições iniciais menos rígidas. Segundo Hair et al. (2009), a regressão logística não assume os pressupostos rígidos apresentados pela análise discriminante. Também, é uma técnica bem mais robusta quando tais pressupostos rígidos não são atendidos. Os resultados, na regressão logística, podem ser interpretados em termos de probabilidade. Este último fator se mostra particularmente importante nos modelos de risco de crédito, pois possibilita que seja medida a probabilidade de um determinado tomador assumir a condição de solvente ou insolvente, em face de um conjunto de atributos.

O objetivo principal dos métodos de regressão é descrever a relação entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes (explicativas). A diferença do modelo de regressão logística ao modelo de regressão linear está na variável dependente, pois na regressão logística ela se apresenta de forma binária ou dicotômica (MAROCO, 2007). A seguir, apresenta-se a definição da regressão logística da seguinte forma:

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{-(Z)}} \quad (1)$$

Sendo que Z é:

$$Z = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k, \quad (2)$$

e que p indica a probabilidade de ocorrência de determinado evento de interesse. O $\mathbf{X}$ representa o vetor de variáveis independentes (explicativas) e os β_i são os parâmetros que o modelo apresenta. O termo $\ln\left(\frac{p}{1-p}\right)$ é chamado de *logit* e o termo $\frac{p}{1-p}$ representa a chance de o evento que se tem por interesse ocorrer.

Se fizer as substituições nas equações anteriores, tem-se:

$$f(\hat{Z}) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum \beta_i X_i)}} \quad (3)$$

Simplificadamente, a função $f(\hat{Z})$ pode ser entendida como a probabilidade de a variável

dependente ser igual a 1, dado o comportamento das variáveis independentes (explicativas) $X_1, X_2, X_3, X_4, \dots, X_k$. Ou seja, de forma matemática ela pode ser representada como segue:

$$P(1) = f(Y = 1|X_1, X_2, X_3, X_4, \dots, X_k) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \sum \beta_i X_i)}} \quad (4)$$

No presente, com a introdução das variáveis quantitativas e qualitativas, a regressão fica:

$$\hat{Z} = \beta_0 + \beta_1 EG + \beta_2 EF + \beta_3 LC + \beta_4 ROE + \beta_5 AF + \beta_6 EE + \beta_7 EC + \beta_8 MER + \beta_9 TEC + \beta_{10} GP + \varepsilon \quad (5)$$

O *software* utilizado para análise de dados foi o *Statistical Package for Social Sciences* (SPSS) versão 21. Para verificar a capacidade discricionária das variáveis se fará uso do R^2 de *Nagelkerke*, sendo que é a percentagem da variabilidade da variável dependente que é explicada pelo modelo (MAROCO, 2007), que de acordo com Hosmer e Lemeshow (2000), os valores dos *pseudo-R²* na regressão logística são baseados na comparação do modelo ajustado com o modelo nulo, e por isso não são medidas da variabilidade explicada pelo modelo.

4. Análise dos dados

Para uma maior compreensão dos resultados se faz necessário observar as classificações da empresas da amostra frente as agências de classificação, que é apresentado na Tabela 1.

EMPRESAS	2011	2012	2013	2014	2015
Moody's					
Celesc	N. C	N. C	Ba2	Ba2	Ba2
Cemig Distribuição S.A.	Baa3	Baa3	Baa3	Ba1	Ba1
Cemig Geração e Transmissão S.A.	Baa3	Baa3	Baa3	Ba1	Ba1
Centrais Elétricas Brasileiras S.A.	Baa2	Baa2	Baa3	Ba1	Ba2
Cesp	Ba1	Ba2	Ba1	Baa3	Baa3
Copasa	N. C	N. C	Ba1	Ba1	Ba1
CPTM	Baa3	Baa3	Baa3	N. C	N. C
Petrobrás S.A.	A3	A3	Baa1	Baa2	Ba2
Sabesp	N. C	N. C	Baa3	Baa3	Ba1
Sanepar	Ba3	Ba2	Ba1	Ba1	Ba1
Standard e Poor's					
Companhia Estadual de Águas e Esgotos do Rio de Janeiro	N.C	N.C	BB+	BB	BB-
Cemig Distribuição S.A.	BB	BB	BB+	BB+	BB
Cemig Geração e Transmissão S.A.	BB	BB	BB+	BB+	BB
Centrais Elétricas Brasileiras S.A.	BBB	BBB	BBB	BBB-	BB+
Cesp	BB-	BB	BB+	BBB-	BB+
Compesa	N.C	N.C	N.C	N.C	BB-
Petrobrás S.A.	BBB	BBB	BBB	BBB-	BB
Sabesp	BB	BB+	BB+	BB+	BB
Fitch					
Celg Distribuição S.A.	BB	B	B	B	B
Cemig Distribuição S.A.	N.C.	N.C.	BBB-	BB+	BB
Cemig Geração e Transmissão – "Cemig GT"	N.C.	N.C.	BBB-	BB+	BB
Copel - Companhia Paranaense de Energia	BB+	BB+	BB+	BB+	BB+
Copel Geração e Transmissão S.A.	BB+	BB+	BB+	BB+	BB+

Eletrobrás	BBB-	BBB-	BB	BB	BB
Eletrobrás Furnas	N.C.	BB	BB	BB	BB
Petrobrás S.A.	BBB	BBB	BBB	BBB-	BBB-
Sabesp	N.C.	BB+	BB+	BBB-	BB+
Saneamento de Goiás S.A.	N.C.	N.C.	N.C.	BB-	BB-

Fonte: dados da pesquisa.

Tabela 1 – Classificações dos *ratings* das empresas estatais brasileiras

Na Tabela 1 se observar que as três agências de classificação de *rating* rebaixaram as muitas das empresas estatais brasileiras no período analisado, evidenciando que há alguma turbulência acontecendo neste meio, em que essas turbulências possam ser referidas das questões políticas, financeiras do país, pois a classificação do *rating* global leva em consideração voltadas não somente a empresa, mas sim o meio em que ela se encontra.

Após a análise das classificações da *Moody's*, *Standard & Poor's* e da *Fitch*, se apresenta o resumo de todos os modelos que resultaram na análise do estudo, apresentado na Tabela 2.

Variáveis Independentes	Rating (variável dependente)		
	Moody's	S&P	Fitch
Endividamento geral	1,349*	-6,139*	2,297*
Endividamento financeiro	-0,344*	-6,615*	-0,484*
Liquidez corrente	-0,226	7,830*	4,238**
ROE	2,097*	-1,398	0,043*
Alavancagem financeira	-17,325*	57,496*	-7,761*
Estratégia empresarial	0,234	0,690	0,753*
Estrutura e capacitação	-0,244	0,724*	-1,252*
Aspectos de mercado	3,104*	21,831	-2,720
Tecnologia	1,695	-1,394*	4,896*
Gestão da produção	-2,267*	-1,155*	-3,493*
R ² Nagelkerke	0,546	0,922	0,668
Taxa de acerto	81,0	97,1	87,2
Observações	42	34	41

* Sig. a 95%

**Sig. a 90%

Fonte: dados da pesquisa.

Tabela 2 – Resumo dos resultados dos modelos

Conforme apresentado na Tabela 2, são consideradas as variáveis quantitativas endividamento geral, endividamento financeiro, liquidez corrente, rentabilidade do patrimônio líquido e alavancagem financeira. Em relação aos resultados da *Moody's*, observa-se que, das 10, apenas seis apresentaram significância no modelo. No entanto, para a variável quantitativa endividamento financeiro, esperava-se um valor negativo em seu coeficiente, porém, após a análise, revelou-se positivo, corroborando a literatura. Já para a variável qualitativa aspectos do mercado, esperava-se um valor de coeficiente positivo, pois quanto mais informações a empresa apresenta, mais transparente ela é, e para a variável qualitativa gestão da produção, esperava-se também um coeficiente positivo, porém no modelo apresentou um valor negativo.

Em relação à *Standard & Poor's*, a análise revelou que, das cinco variáveis quantitativas, a variável ROE não apresentou-se significativa, frente à relação da classificação da agência e os

indicadores que o BNDES utiliza em seu modelo. Como no modelo da *Moody's*, a variável gestão da produção se apresentou com o valor do coeficiente negativo. Também com coeficiente negativo, apresentou-se a variável tecnologia. Já a variável estrutura e capacitação confirmou o coeficiente positivo esperado.

Já em relação à *Fitch*, todas as variáveis apresentaram significância estatística. No entanto, as variáveis endividamento geral, estrutura e capacitação, aspectos de mercado e gestão da produção obtiveram coeficientes contrários às hipóteses baseadas na literatura. Também importante, a variável ROE apresentou um coeficiente muito pequeno em relação às demais variáveis no modelo para as classificações da *Fitch*.

Em relação aos modelos de cada agência de classificação, observa-se que quatro variáveis foram estatisticamente significantes para as três agências, sendo três delas quantitativas e uma qualitativa. As variáveis quantitativas endividamento geral, endividamento financeiro e alavancagem financeira apresentaram significância estatística. Apenas a variável endividamento financeiro apresentou o coeficiente esperado conforme destacado pela literatura. Já a variável endividamento geral apresentou coeficiente esperado para o modelo da *Standard & Poor's*, porém, contrário para o modelo da *Moody's* e da *Fitch*. Em relação à alavancagem financeira, obteve-se o coeficiente esperada para os modelos com classificações da *Moody's* e da *Fitch*, porém, contrário para a *Standard & Poor's*, no qual o valor foi muito maior que as demais variáveis.

Em relação às variáveis qualitativas que se mostraram estatisticamente significantes para as três agências de classificação de *rating*, gestão da produção não revelou um coeficiente com direção esperada pela literatura.

As demais variáveis também foram significativas, no entanto, apenas para uma ou duas agências. A análise realizada com o R^2 Nagelkerke revelou que todos os modelos apresentados apresentaram acurácia superior a 50% no modelo. O maior valor foi para o modelo da agência *Standard & Poor's*. E a taxa de acerto dos modelos foi acima de 70% nas análises dos modelos, destacando que a amostra para cada agência variou pelo motivo de nem todas serem classificadas conjuntamente pelas três agências. Como se evidenciou, o modelo para a *Standard & Poor's* obteve um R^2 maior de todos, com 92,2% de explicação das variáveis no modelo, o que pode ser explicado pelo motivo da agência não apresentar muitas empresas no grau de investimento em relação às demais agências.

5. Conclusões

Se pode concluir com os resultados evidenciados na análise de que os *ratings* das empresas estatais tiveram um rebaixamento no período analisado já os resultados obtidos pela regressão logística para a agência *Moody's*, *Standard e Poor's* e *Fitch*, se observou que em relação as variáveis quantitativas, endividamento geral, endividamento financeiro, liquidez corrente, ROE e alavancagem financeira, quase todas foram significantes nas três agências de *rating*, apenas não sendo significativa a alavancagem financeira em relação a *Standard e Poor's*.

Em relação às variáveis qualitativas estatisticamente significantes nas três agências, encontra-se a variável gestão da produção cujo coeficiente negativo apresentou-se contrário ao esperado com base na literatura. As demais variáveis também foram significativas, no entanto, apenas para uma ou para duas agências.

As regressões logísticas apresentadas mostraram que cada variável tem um poder preditivo para classificar as empresas estatais brasileiras como participantes do grau de investimento ou de grau especulativo de forma satisfatória perante as classificações das agências *Moody's*, *Standard & Poor's* e *Fitch*. Pode-se concluir que os indicadores endividamento geral e gestão

da produção, referente à predição de classificação das agências analisadas, são os que tem um maior poder de prever as classificações. Nas três agências a variável endividamento financeiro obteve o coeficiente esperado, já gestão da produção obteve o contrário do esperado.

Sendo os resultados confirmados pelos R^2 Nagelkerke, que revelam que os modelos apresentados tiveram um valor acima de 50% de acurácia, e o maior valor foi para a *Standard & Poor's*.

Os resultados do presente estudo sugerem que o modelo utilizado pelo BNDES para classificar as empresas estatais brasileiras está em consonância com o rating realizado pelas agências. Destaca-se a relevância do uso da regressão logística na análise de classificações de rating, pois revela a classificação das empresas no grau de investimento ou no grau especulativo, e oferece clareza para quem busca informações acerca das variáveis que podem auxiliar na classificação de uma empresa por uma das agências de classificação de rating analisadas.

Referências

- AGHION, B. A. Development banking. *Journal of Development Economics*, v. 58, n. 1, p. 83-100, 1999.;
- ALMEIDA, M. *Desafios da real política industrial brasileira do século XXI*. Texto para Discussão, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2009.
- ALVES, M. E. G. R.; TOSTES, F. P. Análise e mensuração do risco de crédito: o modelo em uso no banco nacional de desenvolvimento econômico e social–BNDES. *Revista de Contabilidade do Mestrado em Ciências Contábeis da UERJ*, v. 8, n. 1, 2003.
- BAER, W. A *Economia Brasileira*, NBL Editora, 2009.
- BERGAMINI JUNIOR, S. Classificação de risco: o modelo em uso no BNDES. *Revista do BNDES*, v. 4, n. 8, p. 71-100, 1997.
- BNDES - Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social. *A empresa*. Disponível em <http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/bndes/bndes_pt/Institucional/O_BNDES/A_Empresa> . Acesso em 25 de janeiro de 2016.
- BONE, R. B. Determinantes de ratings corporativos no setor de petróleo: o caso da Petrobrás. *RAC-Eletrônica*, v. 1, n. 3, p. 107-125, 2007.
- BOUMPARIS, P.; MILAS, C.; PANAGIOTIDIS, T. Has the crisis affected the behavior of the rating agencies? Panel evidence from the Eurozone. *Economics Letters*, v. 136, p. 118-124, 2015.
- BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A.; CORRAR, L. J. Credit rating system: an application to public companies in Brazil. *Revista Contabilidade & Finanças*, v. 20, n. 51, p. 28-43, 2009.
- BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista Contabilidade & Finanças*, v. 19, n. 46, p. 18-29, 2008.
- CAOUEITE, J. B.; ALTMAN, E.; NARAYANAN, P.; NIMMO, R.. *Gestão de risco de crédito: o grande desafio dos mercados financeiros globais*. Rio de Janeiro: Qualitymark, SERASA, 2009.
- CARDOSO, M. A. S. Rating de Crédito: O Papel das Agências Especializadas. *Cadernos Discentes COPPEAD*. 1, 92-104, 2000.
- CARDOSO, V. S.; GUIMARÃES, A. L.; MACEDO, H. F.; LIMA, J. C. Assessing corporate risk: a PD model based on credit ratings. *Revista BNDES*. 2013.
- CORRAR, L. J.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. *Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia*. São Paulo: Atlas, p. 280-323, 2007.
- DAMASCENO, D. L.; ARTES, R.; MINARDI, A. M. A. F. Determinação de rating de crédito de empresas brasileiras com a utilização de índices contábeis. *Revista de Administração da Universidade de São Paulo*, v. 43, n. 4, 2008.

DOUMPOS, M., NIKLIS, D.; ZOPOUNIDIS, C.; ANDRIOSOPOULOS, K. Combining accounting data and a structural model for predicting credit ratings: Empirical evidence from European listed firms. *Journal of Banking & Finance*, v. 50, p. 599-607, 2015.

FERNANDINHO, G. F.; TAKAMATSU, R. T.; LAMOUNIER, W. M. Impacto dos Índices Contábeis na Aplicação de Rating de Crédito em Empresas Brasileiras de Capital Aberto. *Contabilidade Vista & Revista*, v. 25, n. 3, p. 78-94, 2015.

FITCH RATINGS. *Definições de Ratings e Outras Formas de Opinião*. Fitch Ratings. 2015

FROST, C. A. Credit rating agencies in capital markets: A review of research evidence on selected criticisms of the agencies. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, v. 22, n. 3, p. 469-492, 2007.

GONÇALVES, M. J. L. *Os efeitos do financiamento do BNDES sobre o lucro e o crescimento das empresas*. 2013. 68 f. Tese de Doutorado (Administração) - Escola de Brasileira de Administração Pública e de Empresas, Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2013.

HAIR, JR., J. F.; BABIN, B.; MONEY, A. H.; SAMOUEL, P. *Análise multivariada de dados*. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HOSMER JR, D. W.; LEMESHOW, S.; STURDIVANT, R. X. *Model-building strategies and methods for logistic regression*. *Applied Logistic Regression*, Third Edition, p. 89-151, 2000.

JEON, D.; LOVO, S. Credit rating industry: A helicopter tour of stylized facts and recent theories. *International Journal of Industrial Organization*, v. 31, n. 5, p. 643-651, 2013.

LANGOHR, H.; LANGOHR, P. *The rating agencies and their credit ratings: what they are, how they work, and why they are relevant*. England: Wiley Finance, 2008.

LAVIERI, B. M. *Efeitos da atuação do BNDES sobre o investimento*. 2015. Dissertação

LAZZARINI, S. G.; MUSACCHIO, A.; BANDEIRA-DE-MELLO, R.; MARCON, R. What Do Development Banks Do? Evidence from BNDES, 2002-2009. *Evidence from BNDES*, v. 2014.

MAROCO, J. *Análise estatística com utilização do SPSS*. 3. ed. Lisboa: Sílabo, 2007.

MOODY'S – Investors Service. *Rating Symbols and Definitions*. Moody's Corporation. 2016

OLIVEIRA, F. N. Investment of Firms in Brazil: do financial restrictions, unexpected monetary shocks and BNDES play important roles? *Working Paper N° 366*, Brasília, 2014.

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. *Administração financeira*. Tradução Antônio Z. Sanvicente. São Paulo: Atlas, 2002.

SILVA, D. R. *Associações entre rating de crédito e estrutura de capitais de empresas listadas na América Latina*. 2012. 202 f. Tese de Doutorado (Administração) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2012.

SOARES, C. A. F. *Da possibilidade de regulação das agências de rating no Brasil*. Universidade Federal do Rio de Janeiro: Instituto de Economia. Rio de Janeiro, 2005.

SOARES, G. O. G.; COUTINHO, E. S.; DE CAMARGOS, M. A. Determinantes do Rating de Crédito de Companhias Brasileiras. *Contabilidade Vista & Revista*, v. 23, n. 3, p. 109-143, 2012.

STANDARD & POOR'S – Ratings Services. *Definições de ratings da Standard & Poor's*. Standard & Poor's Financial Services LLC. 2015

TICHY, G. Credit rating agencies: Part of the solution or part of the problem? *Intereconomics*, v. 46, n. 5, p. 232-262, 2011.

TREACY, W. F.; CAREY, M. Credit risk rating systems at large US banks. *Journal of Banking & Finance*, v. 24, n. 1, p. 167-201, 2000.