

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO COPPEAD DE ADMINISTRAÇÃO

**PEDRO FILIPE CARNEIRO DE CARVALHO**

**ANÁLISE DA SUSTENTABILIDADE ECONÔMICO-  
FINANCEIRA DAS DISTRIBUIDORAS DO SETOR  
ELÉTRICO NO BRASIL**

Rio de Janeiro

2016

**Pedro Filipe Carneiro de Carvalho**

**ANÁLISE DA SUSTENTABILIDADE ECONÔMICO-  
FINANCEIRA DAS DISTRIBUIDORAS DO SETOR  
ELÉTRICO NO BRASIL**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Instituto COPPEAD de Administração, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Administração.

ORIENTADOR: Adriano Rodrigues

D. Sc. em Controladoria e Contabilidade

Essa dissertação foi desenvolvida no âmbito do programa de P&D da ANEEL através de pesquisa conjunta com a Companhia Paulista de Força e Luz (CPFL), cujo coordenador geral é o Professor Nivalde de Castro, tendo como pesquisadores os Professores Adriano Rodrigues e Marcelo Álvaro da Silva Macedo.

Rio de Janeiro

2016

## Ficha catalográfica

### CIP - Catalogação na Publicação

C331a Carvalho, Pedro Filipe Carneiro de  
Análise da Sustentabilidade Econômico  
Financeira das Distribuidoras do Setor Elétrico  
no Brasil / Pedro Filipe Carneiro de Carvalho. -  
Rio de Janeiro, 2016.  
87 f.

Orientador: Adriano Rodrigues.  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal  
do Rio de Janeiro, Instituto COPPEAD de  
Administração, Programa de Pós-Graduação em  
Administração, 2016.

1. Finanças. 2. Análise financeira. 3. Setor  
elétrico. 4. Administração - Teses. I. Rodrigues,  
Adriano, orient. II. Título.

Elaborado pelo Sistema de Geração Automática da UFRJ com os  
dados fornecidos pelo(a) autor(a).

**Pedro Filipe Carneiro de Carvalho**

**ANÁLISE DA SUSTENTABILIDADE ECONÔMICO-FINANCEIRA DAS  
DISTRIBUIDORAS DO SETOR ELÉTRICO NO BRASIL**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Instituto COPPEAD de Administração, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Administração.

Aprovada por:

---

Prof. Adriano Rodrigues, D.Sc. – Orientador  
(COPPEAD/UFRJ)

---

Prof. Celso Funcia Lemme, D.Sc.  
(COPPEAD/UFRJ)

---

Prof. Marcelo Álvaro da Silva Macedo, D.Sc.  
(PPGCC/UFRJ)

Rio de Janeiro

2016

Para Maria Bentes de Carvalho,  
Lina Paula, Caroline Souza e Carlos Augusto.

## AGRADECIMENTOS

À minha família e amigos pelos conselhos nos momentos de dificuldade e por entender a importância de realizar esse sonho.

À minha esposa e companheira que me incentivou a todo momento e me deu forças para conseguir chegar até aqui.

Ao meu orientador Professor Adriano Rodrigues pelo direcionamento e revisões feitas nesse estudo, sem os quais provavelmente hoje não teria esse trabalho para apresentar.

Ao Professor Marcelo Álvaro pelo esclarecimento de diversas dúvidas e direcionamento no ferramental econométrico e estatístico que foram imprescindíveis para realização do modelo utilizado.

Aos amigos discentes e docentes do COPPEAD que me ajudaram a enxergar de uma nova forma o mundo da academia e contribuíram com suas experiências, histórias e conhecimentos para tornar a experiência no curso ainda mais grandiosa e enriquecedora.

À ANEEL, ao GESEL/UFRJ e ao Professor Roberto Brandão pelo apoio à pesquisa e fornecimento e organização das informações que compuseram a base de dados utilizada na pesquisa.

## RESUMO

CARVALHO, Pedro Filipe Carneiro de. **Análise da Sustentabilidade Econômico-Financeira das Distribuidoras do Setor Elétrico no Brasil**. 2016. 87f. Dissertação (Mestrado em Administração) - Instituto COPPEAD de Administração, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016.

O presente trabalho tem por objetivo apresentar um modelo que permita a antecipação de momentos de dificuldades econômico-financeiras das distribuidoras do setor elétrico. Esse modelo complementa outros propostos recentemente pela ANEEL para monitoramento da sustentabilidade do setor. Para atingir esse objetivo, utilizou-se o modelo econométrico de regressão logística considerando diversos indicadores contábeis como variáveis independentes. Além disso, a variável dependente é um indicador binário que aponta os momentos em que a distribuidora sofreu intervenção por parte da ANEEL ou teve, como resultado no período, Patrimônio Líquido negativo ou ínfimo (inferior à 10% do ativo total). Essas situações tornam a variável dependente uma boa *proxy* para intervenção na gestão ou resgate financeiro (sem o qual não conseguiria manter a operação). Os indicadores contábeis selecionados como variáveis independentes são os sugeridos em diversos *papers* nacionais e internacionais sobre previsão de insolvência. A análise dos modelos testados no período entre 2007 e 2014 mostrou que tanto para a defasagem de um período quanto para dois períodos, os principais indicadores que impactam a previsão da variável dependente são Giro do Ativo e Patrimônio Líquido sobre Exigível Total. Portanto, é possível concluir que os interessados em antecipar quais distribuidoras do setor elétrico têm maior probabilidade de passar por situações de dificuldades financeiras, no futuro próximo, que prejudiquem a operação da empresa ou que possam sofrer intervenção por parte da ANEEL (em último caso), devem ficar atentos ao comportamento desses indicadores.

Palavras-chave: Distribuidoras do Setor Elétrico; Previsão de Insolvência; Regressão Logística; Sustentabilidade econômico-financeira.

## ABSTRACT

CARVALHO, Pedro Filipe Carneiro de. **Analysis of Economic and Financial Sustainability of Brazilian Distributors of the Electricity Sector**. Master Thesis (Master of Business Administration) - COPPEAD Institute of Business, Federal University of Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2016.

This study presents a model that allows the anticipation of moments of economic and financial difficulties of the electricity sector distributors. To achieve this goal, it uses the econometric model of logistic regression considering several financial indicators as independent variables. In addition, it was used as the dependent variable a binary indicator that points to the times when the distributor was seized by ANEEL or had, as a result in the period, negative or lowermost equity (less than 10% of the total assets). These situations make the dependent variable a good proxy for intervention in the management or bailout (without which he could not maintain operation). The indicators selected as independent variables were suggested in several national and international papers on insolvency/ bankruptcy forecast. The analysis of the tested models from 2007 to 2014 showed that for the lag of one or two periods, the main indicators that influence in predicting the dependent variable are Working Assets and Equity over Total Liabilities. Therefore, it is possible to conclude that those interested in anticipating which power sector distributors are more likely to go through situations of financial difficulties in the near future which could impair the operation of the company or may suffer intervention by ANEEL (in the latter case) beware the behavior of these indicators.

Keywords: Distributors of the Electricity Sector; Forecast Insolvency; Logistic Regression; Economic and financial sustainability.

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Análise do Universo e Amostra.....	49
Tabela 2 - conjunto de informações coletadas e tabuladas.....	50
Tabela 3 - Variáveis independentes (indicadores financeiros).....	51
Tabela 4 - Distribuição por períodos do grupo com problemas da variável dependente .....	53
Tabela 5 - Variáveis independentes do modelo inicial.....	59
Tabela 6 - Tabela de Classificação <sup>a,b</sup> do modelo inicial desconsiderando as variáveis independentes .....	60
Tabela 7 - Tabela de Classificação <sup>a</sup> do modelo inicial .....	60
Tabela 8 - Variáveis na equação do modelo inicial.....	61
Tabela 9 - Resumo dos Resultados Finais dos modelos com 1 defasagem.....	63
Tabela 10 - Resumo dos Resultados Finais dos modelos com 2 defasagens .....	65
Tabela 11 - Correlação de <i>Pearson</i> das variáveis independentes do modelo com 1 defasagem .....	73
Tabela 12 - Resumo do Teste de Hipóteses do modelo com 1 defasagem.....	74
Tabela 13 - Variáveis na equação do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT)...	75
Tabela 14 - Tabela de Classificação <sup>a</sup> do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	75
Tabela 15 - Resumo do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT).....	75
Tabela 16 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT).....	75
Tabela 17 - Tabela de contingência para teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	76
Tabela 18 - Variáveis na equação - modelo de validação 1 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	76
Tabela 19 - Tabela de Classificação <sup>a</sup> do modelo de validação 1 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	76
Tabela 20 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 1 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	77
Tabela 21 - Resumo do modelo de validação 1 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT).....	77
Tabela 22 - Variáveis de Classificação do modelo de validação 2 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	77
Tabela 23 - Tabela de Classificação <sup>a</sup> do modelo de validação 2 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	77
Tabela 24 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 2 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	78
Tabela 25 - Resumo do modelo de validação 2 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT).....	78
Tabela 26 - Variáveis de Classificação do modelo de validação 3 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	78
Tabela 27 - Tabela de Classificação <sup>a</sup> do modelo de validação 3 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	78
Tabela 28 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 3 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT) .....	79
Tabela 29 - Resumo do modelo de validação 3 com 1 defasagem temporal (PLExt e G_AT).....	79
Tabela 30 - Correlações de <i>Pearson</i> das variáveis independentes do modelo com 2 defasagens.....	80
Tabela 31 - Resumo de Teste de Hipóteses do modelo do modelo com 2 defasagens .....	81

Tabela 32 - Tabela de Classificação <sup>a,b</sup> do modelo com 2 defasagens temporais, sem as variáveis independentes .....	82
Tabela 33 - Variáveis na equação do modelo com 2 defasagens temporais (todas as variáveis independentes) .....	82
Tabela 34 - Tabela de Classificação do modelo 2 defasagens temporais (todas as variáveis independentes) .....	82
Tabela 35 - Resumo do modelo com 2 defasagens temporais (todas as variáveis independentes) .....	83
Tabela 36 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 2 defasagens temporais (todas as variáveis independentes).....	83
Tabela 37 - Variáveis da equação do modelo com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT).....	83
Tabela 38 - Tabela de Classificação do modelo com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	83
Tabela 39 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT).....	84
Tabela 40 - Tabela de contingência para teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	84
Tabela 41 - Resumo do modelo com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT).....	84
Tabela 42 - Variáveis na equação do modelo de validação 1 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	85
Tabela 43 - Tabela de Classificação <sup>a</sup> do modelo de validação 1 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	85
Tabela 44 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 1 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT).....	85
Tabela 45 - Resumo do modelo de validação 1 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	85
Tabela 46 - Variáveis na equação do modelo de validação 2 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	86
Tabela 47 - Tabela de Classificação <sup>a</sup> do modelo de validação 2 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	86
Tabela 48 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 2 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT).....	86
Tabela 49 - Resumo do modelo de validação 2 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	86
Tabela 50 - Variáveis na equação do modelo de validação 3 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	87
Tabela 51 - Tabela de Classificação <sup>a</sup> do modelo de validação 3 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	87
Tabela 52 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 3 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT).....	87
Tabela 53 - Resumo do modelo de validação 3 com 2 defasagens temporais (PLExt e G_AT) .....	87

## **LISTA DE ABREVIATURAS**

- ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica
- ANS – Agência Nacional de Saúde Suplementar
- BMP – Balancete Mensal Padronizado
- BOVESPA – Bolsa de Valores de São Paulo
- BRL – Base de Remuneração Líquida
- CAPEX – Capital Expenditure
- COLS – Corrected Ordinary Least
- DEA – Data Envelopment Analysis
- DEC – Duração Equivalente de Interrupção
- DGC – Indicador de Desempenho Global de Continuidade
- EBIT – Earnings Before Interest and Taxes
- EBITDA – Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization
- FEC – Frequência Equivalente de Interrupção
- ICMS – Imposto Sobre Circulação de Mercadorias e Serviços
- IDSS – Índice de Desempenho de Saúde Suplementar
- IUEE – Imposto Único sobre Energia Elétrica
- MME – Ministério de Minas e Energia
- MP – Medida Provisória
- PAC – Prestação Anual de Contas
- PIB – Produto Interno Bruto
- PNB – Produto Nacional Bruto
- RIT – Relatório de Informações Trimestrais
- ROC – Receiver Operating Characteristic
- ROL – Receita Tarifária Líquida dos Tributos Indiretos

S&P – Standard & Poor's

SEB – Setor Elétrico Brasileiro

SELIC – Sistema Especial de Liquidação e Custódia

SFA – Stochastic Frontier Analysis

SFF – Siperintendência de Fiscalização Econômico Financeira

Taxa SELIC – Taxa Básica de Juros da Economia Brasileira

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>14</b>
1.1	PROBLEMA E RELEVÂNCIA .....	16
1.2	OBJETIVO .....	16
1.3	DELIMITAÇÃO E METODOLOGIA .....	17
1.4	ESTRUTURA CAPITULAR .....	17
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	<b>20</b>
2.1	PRINCIPAIS MODELOS DE REGULAÇÃO ECONÔMICA DE MONOPÓLIOS NATURAIS .....	20
2.1.1	TAXA DE RETORNO .....	21
2.1.2	<i>PRICE-CAP</i> (RPI – X) .....	22
2.1.3	MÉTODOS DE REGULAÇÃO POR <i>BENCHMARKING</i> .....	25
2.2	REGULAÇÃO DO SETOR ELÉTRICO E AS SUAS PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS NO BRASIL .....	27
2.3	AVALIAÇÃO E MONITORAMENTO DAS DISTRIBUIDORAS DE ENERGIA ELÉTRICA .....	31
2.3.1	PROPOSTAS RECENTES DE MONITORAMENTO - NOTAS TÉCNICAS Nº 353/2014 E Nº 175/2015 DA ANEEL .....	32
2.3.2	ESTUDOS SOBRE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA .....	36
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>48</b>
3.1	UNIVERSO E AMOSTRA .....	48
3.2	FONTE E COLETA DE DADOS .....	49
3.3	TRATAMENTO DOS DADOS .....	51
3.4	APLICAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGIT .....	54
3.5	LIMITAÇÕES DO MÉTODO .....	56

<b>4</b>	<b>RESULTADOS .....</b>	<b>58</b>
4.1	MODELO COM DEFASAGEM TEMPORAL DE UM PERÍODO.....	58
4.2	MODELO COM DEFASAGEM TEMPORAL DE DOIS PERÍODOS.....	63
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO E SUGESTÃO DE DISCUSSÕES FUTURAS .....</b>	<b>66</b>
<b>6</b>	<b>REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO .....</b>	<b>69</b>
<b>7</b>	<b>ANEXOS.....</b>	<b>73</b>
6.1	MODELOS COM UMA DEFASAGEM TEMPORAL .....	73
6.1.1	MODELO DE VALIDAÇÃO 1:.....	76
6.1.2	MODELO DE VALIDAÇÃO 2:.....	77
6.1.3	MODELO DE VALIDAÇÃO 3:.....	78
6.2	MODELOS COM DUAS DEFASAGENS TEMPORAIS .....	80
6.2.1	MODELO DE VALIDAÇÃO 1:.....	85
6.2.2	MODELO DE VALIDAÇÃO 2:.....	86
6.2.3	MODELO DE VALIDAÇÃO 3:.....	87

## 1 INTRODUÇÃO

A discussão sobre a estrutura do Setor Elétrico Brasileiro (SEB), atualmente, está entre um dos temas mais presentes na mídia e é uma das principais pautas nas instituições políticas e órgãos governamentais competentes. Muito se deve aos acontecimentos ambientais e políticos recentes que influenciaram significativamente os resultados do setor. Sendo a água a principal matriz energética do país, a redução do nível das chuvas na região Sudeste e a consequente diminuição do nível dos reservatórios, afetou a quantidade de energia gerada pelo setor, exigindo a utilização de outras matrizes mais caras e o aumento do custo da energia elétrica. Como o impacto maior foi na principal região produtiva do país, o resultado negativo gerou efeito em cascata em outros setores da economia exigindo uma atuação mais efetiva da ANEEL. Essa atuação do regulador é necessária para garantir a segurança do suprimento de energia elétrica, um dos pilares do novo modelo do setor elétrico<sup>1</sup>.

Esses acontecimentos ambientais não antecipados associados à política de redução de preços da energia elétrica ao consumidor final, aprovadas pela ANEEL em janeiro de 2013, levaram diversas distribuidoras a resultados financeiros muito abaixo do esperado. A redução tarifária no setor foi resultado da Lei nº 12.783/2013 e das MP's 591/2012 e 605/2013, com valor mínimo de 18% para clientes residenciais e até 32% para os clientes de alta tensão<sup>2</sup>. Observou-se que essa situação foi ainda mais grave nas distribuidoras que passaram pelo terceiro ciclo de revisão tarifária.

Apesar dessas medidas estarem alinhadas ao pilar que institui que o regulador nacional do setor elétrico deva promover a modicidade tarifária, o impacto acumulado desses acontecimentos levou à necessidade de aporte de um volume alto de recursos financeiros para

---

<sup>1</sup> ONS, Modelo Setorial. Disponível em: <[http://www.ons.org.br/institucional/modelo\\_setorial.aspx](http://www.ons.org.br/institucional/modelo_setorial.aspx)> acesso em 01 de abril de 2015.

<sup>2</sup> ANEEL, Últimas Notícias.

<[http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/noticias/Output\\_Noticias.cfm?Identidade=6426&id\\_area=90](http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/noticias/Output_Noticias.cfm?Identidade=6426&id_area=90)> acesso em 01 de abril de 2015.

resgatar as distribuidoras em dificuldade. De certa forma, esse fato está relacionado ao tipo de regulação que é exercido no SEB, *Price-Cap*. A partir desse modelo regulatório, melhor explicado no capítulo 2, há um incentivo para que as distribuidoras de energia elétrica busquem maior eficiência operacional através da redução de custos. Apesar de gerar um resultado melhor num primeiro momento, ou seja, tarifas menores para os consumidores finais, o modelo de *Price-Cap* apresenta um risco maior para os investidores do que outros métodos de regulação.

Por se tratar de um serviço essencial à sociedade, as distribuidoras do setor elétrico podem ser consideradas *too big or systematic to fail*. Isso significa que existe um risco elevado para o governo, a partir da ANEEL e outros órgãos competentes, de ter que aportar recursos extras ou assumir a gestão de distribuidoras em dificuldades (em último caso), quando estas não forem capazes de manter a sustentabilidade econômica e financeira de suas operações ou a qualidade mínima exigida pela reguladora (Lei 12.767/2012 e MPV 577/2012). Nessa situação, os consumidores passariam a ter que arcar com tarifas mais altas ou um serviço com menor qualidade, com maior número de interrupções e maior duração. Logo, dependendo das circunstâncias mercadológicas, esse modelo pode ser desfavorável ao consumidor final no longo prazo.

Nesse contexto institucional, a ANEEL, de acordo com a Agenda Regulatória Indicativa para o biênio 2015/2016, propõe que deverá ser feito o “aprimoramento da metodologia de Revisão Tarifária Periódica das permissionárias de distribuição de energia elétrica” no ano de 2015. Ainda, de acordo com essa Agenda Regulatória, está previsto também para o primeiro semestre de 2015 “definir os parâmetros regulatórios de sustentabilidade econômica e financeira para fins de fiscalização do equilíbrio econômico e financeiro das distribuidoras de energia elétrica”, com audiência pública programada para o segundo semestre desse mesmo

ano<sup>3</sup>. Assim, observa-se cada vez mais uma maior preocupação regulatória, por parte da ANEEL, em relação à saúde financeira das distribuidoras de energia.

### **1.1 PROBLEMA E RELEVÂNCIA**

Algumas das novas perguntas que hoje a ANEEL e outros agentes públicos e privados se fazem e que esse estudo tenta responder são: Quando o regulador deve começar a se preocupar com a operação das distribuidoras de energia elétrica a partir da análise da sustentabilidade econômico-financeira? É possível determinar quais indicadores contábeis podem auxiliar a Reguladora para ligar o sinal de alerta ou, em último caso, preparar-se para intervir na gestão dessas concessionárias?

A atualidade da discussão sobre a sustentabilidade econômico-financeira do setor de distribuição de energia elétrica amplia ainda mais a relevância do presente estudo. Percebe-se que existe uma preocupação real da reguladora nacional em compreender melhor a situação das distribuidoras e em tentar antever quando deverá atuar mais fortemente. Nesse sentido, a pesquisa realizada nessa dissertação vai complementar a análise das concessionárias para a reguladora, auxiliando na sua tomada de decisões futuras no novo contexto institucional do setor.

### **1.2 OBJETIVO**

O objetivo central é apresentar um modelo preditivo para avaliação e monitoramento da sustentabilidade econômico-financeira das distribuidoras do setor elétrico. Visando à antecipação de situações críticas nas distribuidoras, são comparados indicadores sugeridos por estudos acadêmicos nacionais e internacionais relevantes e avaliados quanto a sua capacidade de prever com antecedência quando as distribuidoras poderão vir a necessitar de resgate

---

<sup>3</sup> ANEEL, Agenda Regulatória 2015/2016. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=703>> acesso em 01 de abril de 2015.

financeiro por parte do governo ou de outras instituições financeiras privadas ou de intervenção na gestão por parte da ANEEL.

### **1.3 DELIMITAÇÃO E METODOLOGIA**

Embasado em propostas de estudos anteriores para previsão de insolvência e risco de crédito, como os trabalhos de Ohlson (1980), Shumway (2001), Foreman (2003), Chava e Jarrow (2004), Charitou et al. (2004), Campbell et al. (2008), Brito e Neto (2008) e Hilscher e Wilson (2013), é proposto um modelo de regressão logística para auxiliar na previsão de acontecimentos em que o regulador deverá atuar de forma mais rigorosa. Foram utilizados diversos indicadores financeiros e contábeis sugeridos nesses trabalhos para a realização dos modelos utilizados nessa dissertação. Decidiu-se também por considerar todas as distribuidoras presentes no território nacional. Os demonstrativos contábeis utilizados são os regulatórios disponibilizados pela ANEEL entre os anos de 2007 e 2014. Optou-se por abordar o problema dessa pesquisa considerando um ou dois períodos de defasagem.

Cabe observar que esse estudo tem também uma proposta positivista, sugerindo que esse *framework* pode ser utilizado para antecipar as situações econômico e financeira em que a ANEEL deve ter um posicionamento mais assertivo, podendo respaldar, em último caso, a decisão de intervenção em determinada distribuidora. Mais do que uma metodologia para o regulador, esse *framework* também permite às distribuidoras que examinem e acompanhem sua própria saúde econômico-financeira frente às demais concessionárias e à expectativa do regulador. Isso as auxiliará a evitar situações de alta probabilidade de interferência da ANEEL nas suas operações.

### **1.4 ESTRUTURA CAPITULAR**

Para chegar à estruturação desse *framework*, essa dissertação aborda, no próximo capítulo, os principais modelos de regulação econômica, as características da regulação do setor

elétrico e uma breve história sobre o setor elétrico brasileiro. O tópico de revisão bibliográfica se encerra com uma discussão sobre as formas de avaliar o risco de crédito e previsão de insolvência de empresas e como podem auxiliar na antecipação de momentos em que as empresas não mais conseguem manter o equilíbrio econômico-financeiro de suas operações. Essa parte, com a apresentação dos principais artigos sobre modelos de previsão de insolvência, é a base teórica que sustenta o desenvolvimento da metodologia desse estudo.

No capítulo seguinte é discutida em detalhes a metodologia utilizada no estudo, no qual é proposto um modelo econométrico Logit para auxiliar na previsão de momentos críticos de intervenção pelo regulador. Ainda nesse tópico, são apresentados o conjunto de dados e as empresas que serão utilizados para os testes, as variáveis utilizadas para o cálculo dos indicadores e a periodicidade considerada para análise. Além disso, são explicadas de forma clara e sucinta as limitações do modelo.

No quarto capítulo são exibidos os principais resultados e é feita a análise de como eles se relacionam com os novos interesses regulatórios por parte da ANEEL. São analisados quais são os mais significativos para previsão de *default* (nesse caso é considerada a intervenção feita pela ANEEL) e/ou resgate financeiro de distribuidoras que, de outra forma, não conseguiriam continuar suas atividades. São feitos testes considerando um e dois períodos de defasagem temporal.

Por fim, na conclusão é reforçada a relevância e as contribuições do estudo para a academia. De que forma os resultados se relacionam com a forma de regulação econômica do setor elétrico e como podem permitir uma análise mais eficaz da sustentabilidade das distribuidoras. Também são feitas sugestões de abordagens e temas futuros para novas pesquisas no setor elétrico.



## **2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

### **2.1 PRINCIPAIS MODELOS DE REGULAÇÃO ECONÔMICA DE MONOPÓLIOS NATURAIS**

Desde a década de 1980, muitos países vêm fazendo mudanças institucionais importantes na tentativa de melhorar a eficiência de gestão de monopólios naturais, transferindo mais benefícios para a sociedade, ou seja, uma parcela maior do excedente total para os consumidores (JAMASB E POLLITT, 2000a). Esse resultado foi apresentado por Averch e Johnson (1962), quando também apresentaram, pela primeira vez na literatura acadêmica, o modelo de regulação por taxa de retorno. Segundo esses autores, mesmo havendo alguma perda econômica em termos de excedente total produzido na empresa, a regulação por incentivos pode ser considerada de interesse público, sendo então justificada.

De acordo com Joskow (2005), a partir da década de 1980, ganha força entre as pesquisas acadêmicas os modelos de regulação de firmas concessionárias, principalmente no caso de monopólios naturais, através de incentivos. Houve uma evolução rápida dessa linha de pesquisa para discussões sobre assimetria de informação, informação imperfeita, restrições contratuais, teoria da captura, credibilidade regulatória, entre outros problemas envolvendo a relação entre agente e principal (JOSKOW, 2005).

Estache e Wren-Lewis (2010) apresentam a progressão do aparato regulatório em diferentes setores regulados ao longo do tempo. Em média, o estabelecimento de um agente regulador independente em diversos países foi entre os anos 1998/1999. Além disso, nos setores de energia, telecomunicações e água, a participação de agentes reguladores independentes aumentou de 4% para 54%, 5% para 67% e 1% para 23%, respectivamente, entre os anos de 1990 até 2004.

Por normalmente se tratar de serviços essenciais para a sociedade, o regulador tem como principal objetivo impedir que o monopolista extraia todo o excedente para si próprio, ofertando

uma quantidade de serviço inferior a desejada. Além disso, ele deve buscar garantir também que a qualidade do serviço prestado seja maior do que no caso de um monopólio natural não regulado.

No presente capítulo são apresentados os três principais modelos regulatórios. Primeiramente, é conceituado o modelo de Taxa de Retorno ou Custo do Serviço. Após, são discutidos outros modelos tradicionalmente considerados como próprios da regulação por incentivo, que são o *Price-Cap* e os de regulação por *benchmark*. Outros são tratados na literatura, porém são variações, na maioria dos casos, dos *benchmarks* considerados para comparação com as empresas reguladas.

### **2.1.1 TAXA DE RETORNO**

A primeira ferramenta regulatória utilizada pelas instituições governamentais foi a Taxa de Retorno (ROR, do inglês *Rate of Return*) ou Custo do Serviço. Nesse modelo de regulação, de acordo com Jamasb e Pollitt (2000a), é possível cobrir todos os custos operacionais e de capital da empresa e também uma taxa de retorno sobre o capital, pré-estabelecida pelo regulador. Nesse caso, o risco de default pelas distribuidoras fica bastante reduzido, do ponto de vista da sustentabilidade econômico-financeira da operação. Por outro lado, porém, essa metodologia de regulação não incentiva que as distribuidoras busquem maior eficiência, pois quanto maior for o gasto na operação, maior será o lucro auferido a partir da taxa de retorno determinada (JAMASB e POLITT, 2000a).

Nesses casos, para escapar do problema de seleção adversa entre agente e principal, o regulador, de acordo com Joskow (2005), investe na auditoria de empresas concessionárias, que passa a ser a principal garantia para o regulador de que elas trabalharão buscando maior nível de eficiência. Dessa forma, teoricamente, o regulador impediria que as empresas reguladas oferecessem um serviço de baixa qualidade a um custo elevado. O problema, porém, de acordo

com o autor, é que mesmo nesse caso existe um incentivo extra para que a firma regulada opere num nível de custos acima do nível eficiente. Não existe nenhum estímulo para que haja um esforço gerencial maior para redução de custos, apesar de ter sido verificado que a qualidade do serviço prestado nesse modelo regulatório seja alta (AI, MARTINEZ e SAPPINGTON, 2004).

Averch e Johnson (1962) também observaram na sua pesquisa, estudando mais a fundo o impacto da regulação por taxa de retorno no mercado de telecomunicações, que as empresas podem ter o incentivo a inflar a base na qual será estabelecida a taxa de retorno ao substituir a utilização de máquinas por trabalhadores e investir em linhas pouco lucrativas para justificar às autoridades a utilização de seu preço-alvo.

Para evitar as situações práticas e teóricas antecipadas acima, novos modelos começaram a ser desenvolvidos para incentivar que as empresas reguladas passassem a buscar, a partir de seus próprios esforços, oferecer um serviço com qualidade superior e preço baixo. O primeiro modelo que substituiu a utilização da Taxa de Retorno foi o *Price-cap* ou *Revenue-cap*, que é apenas uma variação deste.

### **2.1.2 PRICE-CAP (RPI – X)**

Uma forma alternativa de regulação, sendo a principal metodologia aplicada e discutida hoje na literatura, é *Price-Cap* (JAMASB E POLLITT, 2000a). Além de ser, também, uma metodologia de regulação por incentivos, ela busca eliminar a perda de eficiência gerada na regulação por taxa de retorno. Segundo esses autores, esse método, também conhecido como RPI – X, foi primeiramente apresentado por Littlechild (1983), sendo, posteriormente, aprimorado por diversos outros autores. RPI – X se refere à medida de inflação no Reino Unido que inclui todos os itens do índice de preços do varejo (do inglês, *Retail Price Index*) e subtrai economias estimadas que devem ser geradas através do aumento da eficiência da empresa.

Nesse tipo de regulação, o regulador estuda a capacidade das firmas e seu ambiente de operação para estabelecer o preço ou receita que permitiriam um lucro razoável (SAPPINGTON E WEISMAN, 2010). Posteriormente, ela estabelece o preço teto ou receita máxima que pode ser praticado pelas firmas reguladas e, então, são feitas revisões desse valor. Normalmente as revisões são feitas num prazo entre três e cinco anos, de acordo com Jamasb e Pollitt (2000a) e utilizam algum índice de preços no varejo para fazer o reajuste.

Além de analisar o ambiente operacional da empresa, a reguladora pode observar também como estão operando as outras firmas reguladas e estabelecer um *benchmark* que sirva de referência para as demais firmas. Também chamado de fator-X, essa referência pode reduzir o valor que pode ser cobrado pelas concessionárias no próximo período de revisão. Sappington e Weisman (2010) dão um exemplo em que o fator-X fica em 3% e a inflação a ser utilizada no reajuste é de 2% para cada ano de quatro considerados para o plano. Dessa forma, as firmas deverão reduzir seus preços 1% por ano durante o plano (quatro anos), até a próxima revisão ( $3\% - 2\% = -1\%$ ).

A ANEEL, baseada nesse modelo, na Resolução nº55/2004, estabeleceu três fatores que definem o fator X. O primeiro,  $X_e$ , representa os ganhos de produtividade da concessionária esperados pela mudança de escala do negócio, ou seja, do aumento do consumo da base de clientes ou do aumento no número de clientes.  $X_c$  toma como base uma pesquisa sobre a qualidade do serviço da concessionária realizada com os clientes da região atendida. O último,  $X_a$ , é calculado a partir do Índice de Preços Amplo ao Consumidor (IPCA) aplicado sobre o componente de mão-de-obra da parcela de custos gerenciáveis da empresa regulada. Esse Fator X, então, é aplicado à parcela B da receita da concessionária em cada reajuste anual da tarifa, sendo:

$$(1) X = (X_e + X_c) \times (IGPM - X_a) + X_a$$

O *Price-Cap*, então, é uma importante ferramenta na busca por eficiência, uma vez que as concessionárias precisam reduzir seus custos para elevar os lucros, dado que o preço ou a receita serão pré-fixados. Ou seja, as firmas irão aumentar sua eficiência na tentativa de elevar suas margens. Nesse caso, o regulador também pode escolher quanto da eficiência gerada irá repassar aos consumidores finais (SAPPINGTON E WEISMAN, 2010).

O problema, porém, consiste na dificuldade em manter a qualidade do serviço prestado no nível desejável para a sociedade. Como as concessionárias são motivadas a buscar o máximo de eficiência possível, existe o efeito colateral dessas firmas reduzirem demasiadamente seus custos cortando, em consequência, investimentos, inovações e gastos de manutenção imprescindíveis. Nesse sentido, Ginnakis et al. (2003) aborda a questão que é levada aos reguladores que utilizam *Price-cap*, se sua forma de regulação tem promovido ganhos reais de eficiência, ou se apenas estão levando as firmas a reduzirem a qualidade do serviço prestado.

O regulador deve, então, buscar outros mecanismos que estimulem esses investimentos, ao mesmo tempo em que estimulem a busca por eficiência. Num mundo ideal, onde a competição entre distribuidores de energia elétrica fosse possível, os consumidores iriam escolher a melhor combinação entre preço e qualidade do serviço. Como isso não é possível, os reguladores têm a difícil tarefa de estimar a curva de demanda para qualidade de serviço (GIANNAKIS ET AL, 2005). Esse procedimento consiste em determinar as principais medidas de qualidade e quanto os consumidores dão de importância para cada um deles. A falta de informação é apresentada por esses autores como uma das principais dificuldades para estruturar esse tipo de referência que orientaria a atuação dos reguladores.

### 2.1.3 MÉTODOS DE REGULAÇÃO POR *BENCHMARKING*

Nesse tópico serão apresentados brevemente os principais métodos de regulação por *benchmarking*. O principal objetivo da regulação por incentivo, como foi visto antes, é aumentar a eficiência das firmas reguladas a partir da premiação de boa performance. Porém, a partir do momento que se estabelece um *benchmarking* como meta a ser cumprida pelas empresas, criam-se dois problemas. O primeiro é determinar quais serão os *benchmarks* a serem almejados pelas empresas. O segundo é determinar quais serão as técnicas para medir e acompanhar a performance das concessionárias (JAMASB E POLLITT, 2000a).

Existem dois grandes grupos básicos de regulação através de *Benchmarks*. Jamasb e Pollitt (2000b) que discute a experiência internacional na regulação por *benchmarking*, consideraram que alguns modelos são baseados em fronteiras de eficiência, enquanto outros são referenciados a partir da média. Segundo esses autores, os três principais métodos que utilizam fronteiras de eficiência são *DEA* (*Data Envelopment Analysis*), *SFA* (*Stochastic Frontier Analysis*) e *COLS* (*Corrected Ordinary Least Square*). No presente estudo discutiremos apenas esses três métodos de regulação por *benchmarking* que utilizam fronteiras de eficiência.

O método *DEA* é uma técnica baseada em programação linear que foi utilizada por Färe, Grosskopf e Logan (1983) para analisar a eficiência de empresas reguladas. Esse estudo testava a eficiência relativa de empresas do setor elétrico no estado de *Illinois*, EUA. No modelo apresentado pelos autores, os fatores utilizados avaliaram a eficiência técnica não apenas entre as empresas reguladas, mas também, para cada uma, considerando diferentes anos. Um dos principais resultados encontrados no estudo sugere que a regulação não necessariamente resulta numa operação mais eficiente e nem que os resultados são consistentes entre as diferentes empresas.

Na prática, esse método calcula a razão do *output* gerado de fato pela empresa regulada com o que poderia ser gerado por ela se a produção fosse feita de forma eficiente. Esses resultados são, então, comparados. A referência, porém, é determinada pelos *inputs* e *outputs* da própria amostra selecionada e não por algum modelo teórico pré-determinado. A partir dessa amostra é criada uma fronteira de eficiência, a qual cada empresa será comparada em relação à eficiência técnica e seus indicadores componentes (FÄRE, GROSSKOPF e LOGAN, 1983).

Para tanto, conforme explicado por esses autores, são escolhidas unidades de tomada de decisão (UTD), que serão as variáveis que terão sua eficiência verificada. Depois, juntando aos insumos e produtos observados, bem como o modelo *DEA*, é feita a estruturação de um ranking que se aproxima da fronteira de eficiência. De acordo com Souza et al. (2010) é importante garantir a comparabilidade entre as empresas reguladas para poder aplicar esse modelo.

Souza et al. (2010) realizaram também um estudo no setor de energia elétrica no Brasil para avaliar a eficiência das distribuidoras. Eles utilizaram o modelo *DEA*, proposto por Färe, Grosskopf e Logan (1983), mas também utilizaram o modelo de fronteira estocástica (*SFA – Stochastic Frontier Analysis*), que possui uma abordagem semelhante, para comparar os resultados obtidos. Esses autores observaram que os métodos possuem pressupostos diferentes e que, dependendo da aplicação de cada um, possuem pontos positivos e negativos em relação ao outro.

Nesse tipo de método são consideradas ineficiências originadas diretamente pelo próprio processo e que não podem ser eliminadas ou controladas pela empresa regulada. É necessário, assim como no *DEA*, determinar quais serão as Unidades de Tomada de Decisão (UTD) e estimar as funções de produção para criar um *ranking* semelhante ao do método anterior. Smith et al. (2010), em estudo sobre a utilização de *benchmarking* para avaliar a eficiência em projetos de infraestrutura ferroviária, considerou esse método superior ao anteriormente apresentado porque consegue separar o efeito em dois fatores, um relacionado à

eficiência e o outro aleatório. Ambos são analisados a partir da distância em relação à fronteira de eficiência.

Em 2012, em outro estudo, Smith aplicou o modelo de fronteira estocástica para mensurar a eficiência relativa na performance de gestão de infraestrutura de transporte ferroviário na Europa. Na pesquisa, Smith levou em consideração a utilização de *benchmarks* internacionais para comparar a gestão de diferentes empresas do setor. Nesse caso, o autor considerou e concluiu que o modelo *SFA* se torna cada vez mais uma ferramenta chave a ser adotada por reguladores e demais interessados nesse tipo de análise.

Uma última forma de avaliação da eficiência através de *benchmarks* é o *Corrected Ordinary Least Square (COLS)*. Da mesma forma que o *DEA*, esse método assume que todos os desvios em relação à fronteira de eficiência são provocados por ineficiências. Esse método também desconsidera que parte do desvio pode ter sido causado por fatores aleatórios ou não-controláveis por parte da empresa (JAMASB e POLLITT, 2010b).

## **2.2 REGULAÇÃO DO SETOR ELÉTRICO E AS SUAS PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS NO BRASIL**

O setor elétrico é comumente separado em quatro segmentos principais: geração, transmissão, distribuição e comercialização. A regulação no setor elétrico inicialmente teve o intuito de desverticalizar as operações de geração, transmissão, distribuição e comercialização de energia. Nos segmentos em que não havia a possibilidade de estimular a competição, no caso de monopólios naturais, o regulador passa a atuar como uma ferramenta institucional que motiva ou incentiva as firmas reguladas a se tornarem mais eficientes. Mais especificamente, de acordo com Giannakis et al, 2005, enquanto os setores de geração e comercialização podem ser mais competitivos, a transmissão e distribuição de energia devem sofrer regulação econômica.

O setor de distribuição, em especial, possui características de monopólios naturais, tem ganhos de escala enormes, fornece um serviço essencial e que necessita de um padrão de qualidade mínimo e gera externalidades que precisam ser controladas pelo governo, como a poluição. Esses fatores, de acordo com Giannakis et al (2003) são suficientes para mostrar que a regulação é mais eficiente do que a escolha pelo livre mercado.

No Brasil, o setor elétrico começou a ser desenvolvido ainda durante o Império. No ano de 1876, segundo Silva (2011), Dom Pedro II convidou Thomas A. Edison, após visita à Exposição da Filadélfia, para iniciar a instalação de aparelhos e sistemas de iluminação pública. De acordo com o autor, devido a esse importante passo, em 1879, foi inaugurada a iluminação do interior da Estação Central da Estrada de Ferro Dom Pedro II, no Rio de Janeiro.

Após avanços em diferentes pontos pelo país, em 1887 foi criada no Rio de Janeiro a Companhia de Força e Luz. A energia gerada por uma pequena central termelétrica no largo de São Francisco era utilizada para fornecer energia que acenderia mais de 100 lâmpadas no centro da cidade. No ano seguinte, em Minas Gerais, foi inaugurada pela Companhia Mineira de Eletricidade a primeira hidrelétrica de fio d'água de grande porte no Brasil. A usina Marmelos é considerada por muitos como o marco inicial do setor elétrico no país. Em 1891, ficou determinado pela Constituição desse mesmo ano que as concessões do setor elétrico, principalmente no caso das distribuidoras, seriam designadas pelos governos municipais (SILVA, 2011).

Quase cem anos depois, o Brasil da década de 1980 viveu um período de alta inflação e baixo crescimento econômico. Apesar do retorno à democracia, a população assistiu diferentes planos econômicos fracassarem sistematicamente e o desemprego aumentar. No setor elétrico, a crise foi agravada pela extinção do imposto destinado para investimentos nas concessionárias de energia (IUEE) e sua substituição pelo ICMS, que não tinha como objetivo auxiliá-las. Além disso, houve uma elevação na alíquota do Imposto de Renda para empresas de energia elétrica,

o que aprofundou a situação já ruim dessas empresas. A combinação desses fatores provocou uma queda grande nos investimentos no setor, que passou de US\$ 8,15 bilhões em 1980 para US\$ 3,98 em 1991 (SILVA, 2011).

Na década de 1990, no início do governo do Presidente Fernando Collor e, após o processo de *Impeachment*, com o Presidente Itamar Franco, o Brasil alterou significativamente o modelo econômico que vinha sendo utilizado desde as décadas anteriores. O país passou por um processo de abertura comercial e financeira, e começou a reduzir a participação do Estado na produção econômica, com o início do processo de privatizações. Segundo Silva (2011), o objetivo era tentar retomar o crescimento da economia nacional a partir de outro modelo que pudesse substituir o esgotado modelo de substituição das importações.

Dessa forma, começaram a acontecer diversas privatizações nessa década e, em contrapartida, a atuação do governo passou a ser de regulador desses mercados. O objetivo dos reguladores passa a ser criar situações que simulariam um mercado de maior competição, forçando os agentes regulados a trabalhar com maior eficiência. Em 1995 foi, então, criada a Lei de Concessões de Serviços Públicos (Lei nº 8.897, de 13 de janeiro de 1995). No parágrafo 1º do artigo 6º dessa Lei ficou estabelecido que um serviço adequado prestado pelos agentes regulados deve ter as seguintes características: “regularidade, continuidade, eficiência, segurança, atualidade, generalidade, cortesia na sua prestação e modicidade das tarifas”. Assim, esses pressupostos passaram a guiar a forma de regulação do setor elétrico também, principalmente em relação às distribuidoras.

Após a reestruturação do SEB, durante a década de 1990, que desverticalizou o setor elétrico no Brasil, a partir da Lei Geral das Concessões e da Lei 9074 aprovadas em 1995, houve algumas privatizações importantes no setor. Essas medidas buscavam aprimorar a estrutura do setor, estimular a competição e retirá-lo da crise que se alastrou durante a década anterior. A partir da liberalização econômica de 1995, as tarifas cobradas pelas distribuidoras passam a ser

calculadas pelo regulador através do sistema de regulação *Price-cap*, explicado anteriormente, que estabelece um teto, mas também cria incentivos para as concessionárias. Em 1996, através da Lei 9427/1996, foi criada também a agência reguladora do setor, ANEEL, que começou a atuar no ano seguinte. Além disso, essa Lei buscava promover uma tarifa que garantisse a atendimento adequado aos consumidores, mas também uma remuneração adequada para as concessionárias, garantindo o cumprimento dos contratos (CARÇÃO, 2014). Em paralelo o governo federal buscava ainda conter a inflação e seus efeitos nocivos à economia no período. Muitas medidas preventivas foram lançadas institucionalmente, porém não foi possível impedir a crise elétrica e o necessário programa de racionamento de energia de 2001.

Como observado por Silva (2011), essa crise do setor associada a outros fatores externos fez com que a taxa de crescimento do PIB se reduzisse de 4,4% em 2000 para 1,3%, em 2001. Nos anos seguintes, passou então a haver modificações na conduta do setor. Tanto a reestruturação do SEB, quanto as privatizações foram interrompidas para que novos estudos fossem feitos ao longo dos anos de 2003 e 2004. Esses estudos se somaram aos anteriormente feitos durante a crise energética e ficou evidenciado uma carência do setor para atrair investimentos, principalmente para o segmento de geração de energia (SILVA, 2011). O principal marco foi a aprovação da Lei do Novo Modelo do Setor Elétrico, em 2004, que ampliou a atuação do Ministério de Minas e Energia (MME).

Nesse contexto, foi criado o Ambiente de Contratação Regulada (ACR) voltado para os segmentos de geração e distribuição, que passaram a ter que contratar a partir de leilões de compra de energia elétrica. Assim, pretendia-se reduzir o valor pago pela energia, a partir da competição nos leilões, e proteger, principalmente os consumidores finais. Além disso, buscava-se garantir o suprimento a todos os consumidores finais (SILVA, 2011).

Após seis anos, em 2010, a partir da resolução normativa nº 396, ficou estabelecido que as concessionárias e permissionárias de transmissão e distribuição de energia elétrica deveriam

passar a utilizar, também, a contabilidade regulatória para divulgar suas informações financeiras para a reguladora. O objetivo dessa resolução está diretamente relacionado ao modelo de regulação econômica das distribuidoras de energia, objeto deste estudo, e a preocupação do regulador em melhorar a qualidade da prestação do serviço e a redução dos preços aos consumidores finais. A partir do acompanhamento mais rigoroso da saúde financeira das distribuidoras, o regulador busca fazer com que estas trabalhem de forma mais eficiente.

Por fim, a Lei nº 12.767/2012 passou a permitir que, por intermédio da ANEEL, quando determinado que a distribuidora não for capaz de dar continuidade na prestação do serviço ou estiver próxima de chegar a esse ponto, haja a intervenção na administração da empresa concessionária, pelo prazo de até um ano, prorrogáveis por até mais dois, a critério da ANEEL. Apesar de criar um ambiente institucional de maior poder para a reguladora, também gera maior responsabilidade, por esta ter que justificar seus atos e passar a atuar no âmbito de gestão dessas empresas, mesmo que por curto período.

Essas alterações institucionais recentes expõe a necessidade cada vez maior do governo, através de seu órgão regulador, em compreender melhor a sustentabilidade financeira das empresas concessionárias, sua capacidade de manter as operações com o nível de qualidade desejado e revisitar o conceito de modicidade tarifária. Esses marcos podem ser examinados como um avanço na forma de regulação *Price-cap* ou a adaptação de melhorias propostas pelos modelos de regulação por *benchmarking* no setor e estão intimamente relacionados com a proposta desse trabalho em prover maior ferramental teórico e prático para a análise dessa questão.

### **2.3 AVALIAÇÃO E MONITORAMENTO DAS DISTRIBUIDORAS DE ENERGIA ELÉTRICA**

Tendo em vista a evolução regulatória do setor elétrico no Brasil, com foco maior na saúde financeira das concessionárias, serão apresentados e explicados em maiores detalhes os

indicadores sugeridos pela ANEEL nas notas técnicas nº 353/2014 e nº 175/2015 para análise da sustentabilidade econômico-financeira das distribuidoras de energia elétrica. Também serão apresentados em detalhes os principais estudos e modelos dinâmicos de análise de insolvência e os indicadores comumente utilizados para esse tipo de análise. Os modelos apresentados na parte de análise de insolvência é a base teórica que servirá de fundamentação da metodologia desse trabalho.

Esse embasamento teórico aplicado ao setor elétrico tem por objetivo auxiliar o regulador a aprimorar a forma de regulação por incentivos, *Price-cap*, já aplicada hoje em dia. Esse tipo de avaliação pode vir a tornar mais estável e previsível a qualidade da prestação do serviço e as tarifas praticadas, assim como a avaliação financeira, de solvência e de intervenção das distribuidoras do setor. Além disso, sabendo a forma de regulação praticada, essa metodologia pode auxiliar as distribuidoras a planejar melhor sua estrutura de custos e investimentos, por exemplo, bem como ficar mais atenta ao crescimento de sua demanda e receita; e a relação destas com o tamanho e qualidade da operação. Por se tratar de um modelo dinâmico, a análise deve ser atualizada e acrescida de novas informações extraídas dos relatórios contábeis regulatórios, conforme forem sendo divulgados.

### **2.3.1 PROPOSTAS RECENTES DE MONITORAMENTO - NOTAS TÉCNICAS Nº 353/2014 E Nº 175/2015 DA ANEEL**

Nesta sessão será feita uma análise sobre as principais considerações e sugestões de discussão levantadas pela nota técnica nº 353/2014 e, posteriormente, pela de nº175/2015, principalmente as cláusulas 7ª e o anexo III, que tratam de indicadores de sustentabilidade econômico-financeira. Essas notas técnicas vêm de encontro a recente preocupação regulatória quanto a capacidade de as concessionárias manterem suas operações de forma sustentável no

longo prazo, permitindo uma maior previsibilidade sobre acontecimentos que podem prejudicar o fornecimento de energia no Brasil.

A primeira nota técnica foi apresentada em dezembro de 2014 pela Superintendência de Fiscalização Econômica e Financeira (SFF) para formalizar e abrir para discussão na sociedade uma série de indicadores que tem como objetivo monitorar a sustentabilidade econômico-financeira das distribuidoras do setor elétrico. Esse documento deveria orientar e auxiliar as empresas reguladas e demais interessados na sua avaliação e monitoramento. Outro objetivo da SFF era garantir o acompanhamento das exigências de serviço adequado definidos na Lei de Concessões de Serviços Públicos, apresentadas anteriormente.

Como explicitado na nota técnica nº 353, nos parágrafos 13 a 26, existe uma relação direta entre os indicadores econômico e financeiros com a operação dessas empresas. Ou seja, há uma relação de causa e efeito entre as duas dimensões. Uma empresa sem condições financeiras para arcar com seus compromissos pode, num curto espaço de tempo, não mais conseguir manter a manutenção adequada de seus equipamentos, reduzir o nível de investimentos em inovação e novas tecnologias, e diminuir a qualidade do atendimento aos consumidores.

Além disso, ela pode ter que recorrer a novos recursos financeiros para manter a operação funcionando. Nesse caso, as duas opções para obter esses recursos seriam capital próprio, a partir de seus acionistas, ou capital de terceiros, o que aumentaria o grau de alavancagem. Como explicado na nota técnica, o capital próprio nem sempre está disponível e o de terceiros eleva o grau de risco para os financiadores, que passam a exigir um retorno cada vez maior. Isso pode dificultar ainda mais a sustentabilidade da operação no futuro, criando um círculo vicioso que pode levar a concessionária numa situação de insolvência em último caso.

Para criação da maioria dos indicadores, a SFF utilizou as Demonstrações Regulatórias como base para fornecimento das informações contábeis que deveriam ser utilizadas. Essa é a

primeira e, talvez, principal característica do setor elétrico brasileiro que o diferencia de demais países, que utilizam, normalmente, as Demonstrações Societárias. Mais especificamente, devem ser utilizadas as informações geradas pelo Balancete Mensal Padronizado (BMP), o Relatório de Informações Trimestrais (RIT) e a Prestação Anual de Contas (PAC).

A partir dessas informações, a SFF considerou cinco princípios que nortearam a formação dos conjuntos de indicadores. A comparabilidade é o primeiro princípio, pois é necessário que se possa comparar todas as distribuidoras nas mesmas bases. Confiabilidade nas informações norteia a criação de instrumentos que tragam segurança na avaliação dos indicadores. O princípio da Especificidade busca garantir que as informações tenham o máximo de precisão para expor a situação econômico-financeira das empresas reguladas. O quarto princípio, da Finalidade Regulatória, está relacionado a visão de longo prazo do regulador e a sustentabilidade plena das operações das empresas. Esse princípio também tem como objetivo subsidiar as possibilidades de atuação do regulador. O último princípio, da Simplicidade, busca incentivar que a opção mais simples possível de análise seja sempre a escolhida.

Dessa forma, baseada nesses cinco princípios, a SFF criou cinco conjuntos de indicadores que abrangem as dimensões de endividamento, eficiência, investimentos, rentabilidade, retorno ao acionista e performance operacional. Para cada conjunto foi definido um indicador principal e alguns outros complementares, para detalhar a análise.

Esse conjunto de indicadores, porém, não foram amplamente utilizados e/ou divulgados por parte do regulador. É possível que a dificuldade de integrar todas as dimensões com a finalidade de realizar uma análise mais objetiva e, simultaneamente, comparar as diferentes distribuidoras entre si ou a algum *benchmark*, tenha criado uma barreira a sua utilização. Dessa forma, em julho de 2015 foi proposto um novo indicador para verificar a sustentabilidade econômico-financeira das concessionárias.

A cláusula sétima dessa nota técnica trata do comprometimento, por parte das concessionárias, de trabalharem com vista à sustentabilidade econômica e financeira de suas operações durante todo o período de concessão. São impostas uma série de sanções para elas no caso de descumprimento dos parâmetros mínimos considerados na Nota. Devem ser constantemente avaliados os seus custos e despesas, níveis de endividamento e liquidez, investimentos em reposição, melhoria e expansão e o pagamento das obrigações fiscais e tributárias e distribuições de proventos.

Para que isso possa ser feito, a cláusula primeira do anexo III propõe um indicador único para os primeiros cinco anos da concessão capaz de verificar todos esses fatores. O cálculo é feito a partir da Geração de Caixa Operacional descontado dos Investimentos de Reposição e Juros da dívida. A condição que garante os parâmetros mínimos de sustentabilidade econômico e financeira é dada por resultado igual ou maior que zero para esse indicador. A Geração de Caixa Operacional é o lucro antes dos juros, impostos, depreciação e amortização (LAJIDA) ajustado por eventos não recorrentes, enquanto que os Investimentos de Reposição são obtidos a partir da Quota de Reintegração Regulatória (QRR). Já os Juros da Dívida são calculados a partir da multiplicação da Dívida Líquida pelo fator  $(1,11 * SELIC)$ .

Além disso, são estabelecidas quatro outras condições complementares a serem observadas e utilizadas como metas para os anos civis a que elas dizem respeito. A primeira condição é LAJIDA maior ou igual a zero até o término de 2017 e nos anos seguintes até 2020. A segunda estabelece LAJIDA menos QRR maior ou igual a zero até o término de 2018 e nos anos seguintes até 2020. Já a terceira e a quarta estabelecem que a dívida líquida dividida pelo valor da segunda condição deve ser menor ou igual à  $1/[0,8 * SELIC]$  até o fim de 2018 e  $1/[1,11 * SELIC]$  até o fim de 2019.

Pode-se observar, a partir de ambas as notas técnicas, que existe uma preocupação crescente por parte da ANEEL quanto a sustentabilidade econômica e financeira das

concessionárias do setor elétrico, em especial na área de distribuição de energia. Porém, ainda não foi estabelecido um padrão definitivo para avaliar as empresas do setor. Além disso, os indicadores recomendados e sua própria análise estática não permitem antecipar ou prever os eventos críticos que representariam a incapacidade de continuar as atividades operacionais sem eventual resgate financeiro ou intervenção por parte da ANEEL.

Dessa forma, esse estudo busca propor uma metodologia alternativa complementar que auxilie esse acompanhamento constante e dinâmico da saúde financeira das distribuidoras do setor elétrico.

### **2.3.2 ESTUDOS SOBRE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA**

Nessa sessão serão apresentados estudos e suas metodologias para tentar antecipar situações de insolvência em empresas de diferentes setores. É feita uma discussão sobre modelos não-teóricos Logit que será estendida na metodologia desta dissertação, quando será apresentado o modelo a ser utilizado no setor de distribuição de energia elétrica no Brasil. Existem modelos estáticos, como aponta Shumway (2001), que usam variáveis contábeis para estimar a probabilidade de falência, como os apresentados por Beaver (1966), Altman (1968) e Zmijewski (1984), mas não serão discutidos por fugirem da abordagem sugerida por esse estudo. Por não considerarem que as empresas variam ao longo do tempo, esses modelos estáticos apresentam probabilidades de insolvência enviesadas e estimadores inconsistentes (SHUMWAY, 2001).

Ohlson (1980) foi um dos primeiros autores a introduzir a utilização de um modelo Logit para estudar a previsão de insolvência de empresas. Foram explorados três experimentos utilizando o modelo Logit. No primeiro foi considerado o intervalo de um ano para previsão de falência, no segundo foram considerados dois anos e no terceiro a falência era prevista num intervalo de um ou dois anos.

Entre as variáveis que o autor considerou na sua análise, é interessante ressaltar uma em especial que se mostrou um previsor significativo de insolvência nos três casos examinados. A variável *Size* é calculada a partir do log da razão entre o total de ativos e o índice do nível de preços do PNB, com valor base de 100 no ano de 1968, conforme é explicado no artigo. Uma das principais contribuições desse trabalho foi propor a utilização de uma metodologia mais robusta e com menos erros que a *Multivariate Discriminant Analysis (MDA)*, que era uma das técnicas mais populares em estudos para antecipar falências utilizando vetores de variáveis de previsão (OHLSON, 1980).

Após algum tempo sem muitas novidades ou avanços metodológicos na utilização do modelo Logit para previsão de insolvência de companhias, então, foram desenvolvidos dois importantes trabalhos por Shumway (2001) e Chava e Jarrow (2004) estudando falência de empresas americanas entre o ano de 1962 e 1999. Ambos trabalhos contribuíram enormemente para a utilização de modelos dinâmicos na análise de previsão de insolvência de empresas de diferentes setores. Enquanto o primeiro trabalho questionou os chamados modelos estáticos e apresentou uma proposta com maior eficácia e menos erros metodológicos, o segundo trabalho reforçou os resultados encontrados por Shumway (2001) e acrescentou outra variável relacionada à indústria que se mostrou significativa na previsão de insolvência.

As variáveis utilizadas em ambos os estudos são as mesmas sugeridas por Altman (1968) e Zmijewski (1984), por serem amplamente consideradas na literatura de previsão de insolvência. No caso do Shumway (2001), o objetivo foi, ao considerar as mesmas variáveis, propor um modelo com melhor poder explicativo. Já Chava e Jarrow (2004), além dessas, também utilizaram as variáveis sugeridas por Shumway (2001), mais especificamente, do modelo que obteve melhor performance entre os testados.

Em ambos os casos as principais variáveis utilizadas foram capital de giro sobre ativos totais, ganhos acumulados sobre ativos totais, *EBIT* sobre ativos totais, valor de mercado sobre

total de passivos, vendas sobre ativos totais, receita líquida sobre ativos totais, ativo circulante sobre passivo circulante, tamanho relativo e excesso de retorno. As duas últimas foram retiradas do modelo de melhor performance testado por Shumway (2001) e utilizado no trabalho de Chava e Jarrow (2004).

Chava e Jarrow (2004) também acrescentaram ao seu estudo o teste *ROC Curve* (*Receiver Operating Characteristic Curve*) para medir a precisão do resultado da estimação fora-da-amostra. Apesar da conclusão de Shumway (2001) de que seu modelo possui uma maior acurácia preditiva fora-da-amostra, esse teste não havia sido apresentado por esse autor. Assim, é calculada a área abaixo da curva *ROC* de diferentes modelos para compará-los em uma base unitária. O valor de 0,5 indica que o modelo não possui poder preditivo, enquanto que o valor de 1,0 indica perfeita previsibilidade. A partir dessa técnica foi possível, para os autores, verificar que o modelo de Shumway (2001) apresentou um poder preditivo maior que os modelos de Altman (1968) e Zmijewski (1984) na análise fora-da-amostra.

Em relação às conclusões encontradas nos dois trabalhos ficou clara a contribuição para a pesquisa acadêmica da importância da utilização de modelos dinâmicos Logit para trabalhos de previsão de insolvência. A partir de ambos os trabalhos foi sustentado empiricamente que o modelo utilizado por Shumway (2001) possui um poder de previsão de insolvência melhor que os modelos estáticos anteriormente apresentados. Além disso, o estudo de Chava e Jarrow (2004) concluiu que a inclusão dos efeitos de indústria afeta de forma significativa tanto a inclinação como o intercepto da equação de previsão de insolvência. Eles também incluíram um cenário de análise para observações mensais, ao contrário de anuais, que é mais usualmente utilizado em testes. Eles provam que o poder preditivo melhora quando se utilizam intervalos de tempo menores.

Num estudo mais específico, Foreman (2003) apresentou uma análise de insolvência de empresas da indústria de telecomunicações nos EUA. Ele mostrou que ao analisar indicadores

financeiros tradicionais relativos a lucratividade, estrutura de capital e a capacidade de financiar o crescimento, é possível identificar, quase completamente, quais empresas irão quebrar dois anos a partir da análise. Essa pesquisa foi importante também, pois a metodologia utilizada permitiu incorporar a análise de novas e pequenas empresas do setor de telecomunicações.

A metodologia utilizada por Foreman (2003) consistiu de um modelo Binomial Logit. Porém, ao contrário da maioria dos estudos que utiliza dados de um ano antes da falência para previsão, essa pesquisa utilizou um prazo de dois anos de antecedência para chegar a suas conclusões. A estimação foi feita utilizando técnicas de máxima verossimilhança. Apesar dos dados analisados não apresentarem multicolinearidade, como observado pelo autor, eles são heterocedásticos e, por esse motivo, foi utilizado o estimador de variância Huber/White/Sandwich.

Apesar da utilização de diversos outros nos testes, os indicadores encontrados que apresentaram melhor eficácia para prever insolvência dois anos após a análise foram Lucro por Ação, Retorno sobre Ativos, Lucros Acumulados por Ativos, Proporção Total da Dívida e Capital de Giro por Vendas. Como esperado, baixos valores de Lucro por Ação e de Retorno por Ativos indicam alta probabilidade de insolvência. Os resultados encontrados para Lucros Acumulados por Ativos e Proporção Total da Dívida indicam que relativamente maiores déficits acumulados e proporções maiores de dívidas de longo prazo também aumentam a probabilidade de insolvência das firmas. Além disso, foi observado, nos resultados dos casos estudados, que o papel do capital de giro tem efeito contrário ao usualmente apresentado pela literatura. Ou seja, grandes somas de capital de giro antecipavam sobre investimentos, que elevavam ainda mais a necessidade de capital, aumentando a probabilidade da firma se tornar insolvente.

Em outro estudo no Reino Unido, Charitou et al. (2004) utilizaram o modelo Logit para estudar falência em empresas industriais de capital aberto. Ou seja, foram excluídas da amostra

empresas de serviço público, bancos e outras instituições financeiras, pois as práticas em seus relatórios financeiros são estruturalmente diferentes de empresas não-financeiras e os indicadores utilizados sinalizariam informações diferentes ao examinar os resultados dos modelos. Para realizar esse filtro no seu conjunto de dados, ao formar a amostra, o autor se baseou no estudo feito por Gilbert et al. (1990). (CHARITOU ET AL, 2004).

Uma diferença desse estudo para os anteriores é a utilização de um número maior de indicadores testados no modelo inicial. Foram consideradas cinco categorias de indicadores, sendo elas: Alavancagem financeira, fluxo de caixa operacional, liquidez, lucratividade, atividade e mercado. Somados são testados no total 26 indicadores. Foi realizado então uma análise Logit univariada para avaliar a capacidade preditiva de cada um desses indicadores. É explicado pelos autores que mesmo as variáveis significantes no modelo univariado podem não ser utilizadas na estimação do modelo de regressão Logit multivariado que é testado na sessão seguinte do artigo. Mais especificamente, é utilizada uma técnica chamada *stepwise logistic regression analysis* que auxilia na busca pela melhor combinação de variáveis para prever falência de empresas. No total foram analisados quatro modelos diferentes no artigo, Previsão por Logit, explicada anteriormente, metodologia de *Neural Networks*, validação de *Jackknife* e o modelo de previsão de Altman, baseada na proposta de seu artigo de 1968.

Observa-se ser necessário explicar brevemente como funciona a ferramenta estatística que os autores utilizaram para validar a capacidade preditiva do modelo. O *Lachenbruch jackknife Procedure* é uma técnica, segundo eles, particularmente interessante quando se lida com amostras pequenas, pois toda a amostra pode ser utilizada para estimar os parâmetros e o modelo é construído considerando  $n - 1$  observações, sendo então utilizado para prever as demais observações. Essa técnica, então, é repetida  $n$  vezes e as observações que são incorretamente classificadas são usadas para estimar a taxa de erro de classificação do modelo (CHARITOU ET AL, 2004).

Um dos objetivos de Charitou et al. (2004) também era analisar como o indicador de fluxo de caixa operacional influenciava na capacidade preditiva dos modelos. Foi verificado que os indicadores possuem poder preditivo elevado, no caso de empresas do Reino Unido. Esse resultado corrobora o estudo de Gilbert et al. (1990), quando ele também conclui que as variáveis relacionadas ao fluxo de caixa das empresas adicionam poder explicativo aos modelos de previsão de falência. Além disso, foi possível concluir que, dentre os modelos estudados, os que tiveram melhor precisão foram o modelo Logit e a metodologia de Neural Networks. A principal limitação apresentada pelos autores diz respeito a falta de um modelo teórico que possa guiar os estudos com indicadores determinados como sendo os de maior potencial para prever falências.

Campbell et al. (2008) também utilizaram um modelo Logit dinâmico com variáveis contábeis e de mercado para examinar os determinantes de falências de empresas e o apreçamento de ações de firmas com alta probabilidade. Foram usados como *inputs* todos os pedidos de falência do *Wall Street Journal Index*, *SDC Database*, *SEC filings* e o *CCH Capital Changes Report*, computados mensalmente, de janeiro de 1963 até dezembro 1998, para o indicador de falência. Também foi considerado, pelos autores, um indicador mais amplo de insolvência, que considera as empresas retiradas dessas listas por motivos financeiros ou que receberam avaliação de *Rating D*, no período entre janeiro de 1963 e dezembro de 2003.

Foram elaborados dois modelos Logit, sendo que o primeiro considerou cinco variáveis independentes, seguindo o modelo sugerido por Shumway (2001) e Chava e Jarrow (2004), explicados anteriormente. Na primeira parte do estudo, o horizonte de tempo considerado para previsão dos modelos é de um mês de antecedência ao evento. Todas as variáveis consideradas nesse modelo se mostraram significantes ao nível de 1%, como calcularam Campbell et al. (2008).

Já o segundo modelo faz diversas alterações metodológicas em relação ao primeiro e considera oito variáveis independentes, sendo apenas duas iguais ao do modelo anterior. Todas as variáveis utilizadas nesse caso também são significantes ao nível de 1%. O segundo modelo, porém, apresenta uma melhora significativa em relação ao poder explanatório quando comparado ao modelo 1. O Pseudo-R<sup>2</sup>, calculado pelos autores, aumenta, nas três situações considerados para cada modelo, de aproximadamente 0,26 para 0,30.

Na parte seguinte do estudo eles consideram horizontes de tempo maiores, mais especificamente, 6, 12, 24 e 36 meses para comparar a situação da previsão de fracasso das firmas. Praticamente todas as variáveis continuam significantes ao nível de 1% para todos os horizontes de previsão. A única alteração é a capacidade explanatória que cai gradativamente conforme o *lag* temporal é aumentado, ou seja, conforme aumenta o horizonte de previsão, reduz-se o Pseudo-R<sup>2</sup> calculado.

Uma das principais contribuições do estudo de Campbell et al. (2008) foi conseguir ampliar o espectro preditivo dos modelos desenvolvidos por Shumway (2001) e Chava e Jarrow (2004), incorporando novas variáveis com “motivações econômicas sensatas”. Além disso, esse novo modelo possui um poder de explicação maior que os anteriores, como mostrado pelo *Likelihood Value*, o Pseudo-R<sup>2</sup>.

No Brasil, Brito e Neto (2008) também utilizaram um modelo de regressão Logit para estudar o risco de crédito de grandes empresas que operam no Brasil. Risco de crédito é conceituado por esses autores como a possibilidade de não pagamento de um crédito concedido anteriormente por uma instituição financeira. De fato, crédito geralmente é entendido como um valor que deverá ser recebido em algum momento do tempo, logo o risco de crédito pode ser entendido como a chance desse evento não ocorrer. O ferramental econométrico foi, então, também utilizado no estudo para antecipar eventos possíveis de insolvência.

Brito e Neto (2008) utilizam, para montar seu modelo de previsão, informações contábeis extraídas dos balanços das empresas não-financeiras listadas na BOVESPA no período entre 1994 e 2004. Foi realizado, então, um filtro dentre essas empresas para selecionar as empresas insolventes no período. Depois, foram identificadas empresas solventes do mesmo setor e tamanho semelhante às empresas insolventes, para completar a amostra. No fim, a amostra de 60 empresas ficou dividida na metade entre insolventes e solventes.

Para realizar a pesquisa, os autores usam essas informações para formar indicadores econômico-financeiros. De acordo com os autores, o evento de *default* geralmente não acontece de repente. Existe uma deterioração gradual que ocorre nas empresas e, teoricamente, poderia ser verificada a partir do acompanhamento dos indicadores. No total, os autores utilizaram vinte e cinco indicadores que são comuns nesse tipo de análise e, como explicado, não houve interesse metodológico de introduzir novos indicadores nos testes. Os indicadores refletem informações sobre liquidez, rentabilidade, atividade, estrutura e análise dinâmica (BRITO e NETO, 2008).

Em relação aos estudos anteriores, pouca inovação metodológica foi introduzida à análise Logit realizada. Os autores descrevem sua opção por esse tipo de modelo por ele apresentar resultados mais robustos, mesmo sem o cumprimento de premissas mais rígidas como acontece num modelo discriminante linear. Além disso, eles argumentam que existe a vantagem de o resultado poder ser interpretado como probabilidade, além da avaliação binária (solvente ou insolvente). Foi utilizado, para analisar a significância das variáveis explicativas, a estatística Qui-quadrado e, para hipótese conjunta, o teste Wald. O nível de ajuste foi analisado da mesma forma que no artigo de Campbell et al. (2008), a partir do Pseudo-R<sup>2</sup>, que mede a qualidade geral do modelo. Também foram utilizadas as medidas Cox-Snell R<sup>2</sup> e Nagelkerke R<sup>2</sup> que têm objetivos semelhantes e com classificação que mostra que quanto maior o valor encontrado, maior o ajuste.

A validação do modelo foi, então, realizada da mesma forma que Charitou et al. (2004), utilizando o método *Lachenbruch Jackknife*, chegando num nível de acerto total de 88,3%. Além disso, como Chava e Jarrow (2004), também utilizaram a curva *ROC* e chegaram ao valor da área sob a curva igual a 0,978 que, de acordo com Brito e Neto (2008), indica um excelente poder preditivo para o modelo. A conclusão desses autores é que foi possível estabelecer um modelo para o mercado brasileiro, a partir das técnicas acima descritas, que permite, com elevado grau de precisão, classificar as empresas como “prováveis solventes” ou “prováveis insolventes”.

Em estudo mais recente, Hilscher e Wilson (2013) compararam o modelo de previsão utilizando a técnica Logit com a classificação de crédito dada pelas agências de *rating* internacionais. O modelo Logit básico utilizado nos testes é similar aos apresentados por Shumway (2001), Chava e Jarrow (2004) e Campbell et al. (2008) e utiliza informações contábeis e de mercado. Além disso, eles analisaram a capacidade de previsão de *default* da classificação de crédito da S&P (*Standard & Poors*) e *Moody's* e, posteriormente, buscaram relacionar a classificação com risco sistêmico. O período de análise da amostra começa em 1986, quando as primeiras classificações de crédito foram realizadas, e se estende até 2008.

Por terem sido obtidos resultados semelhantes, apenas os do S&P foram apresentados no artigo que mostraram uma relação forte entre *ratings* e o risco sistêmico. Pelos resultados apresentados pelo *down beta* e *failure beta*, a classificação de crédito das agências está essencialmente relacionada a exposição a momentos ruins. Ao final, Hilscher e Wilson (2013) querem verificar e poder responder se apenas uma medida é capaz de refletir todos os aspectos relevantes de risco de crédito.

Como novidade no artigo de Hilscher e Wilson (2013) é interessante destacar a adição da variável de *credit rating* no modelo de previsão de *default*. Nesse modelo, foram reestimados os dados nos anos entre 1986 e 2007 e, posteriormente, as variáveis foram utilizadas

para prever falência no ano de 2008. A S&P considera que as empresas sem probabilidade alta de falência recebem notas entre AAA e C. Os autores atribuíram nota 1 para AAA e, a cada redução de nota, foi atribuído uma unidade adicional até o valor 21 para C, uma nota acima da classificação de falência. A variável de *credit rating* é, então, positivamente relacionada com a probabilidade de falência.

Os resultados encontrados mostram que o Pseudo-R<sup>2</sup> apresenta maior precisão na previsão quando, além da classificação de crédito, também é utilizado o modelo de previsão de *default* Logit, principalmente nos curto e médio prazos. A conclusão primária é que *ratings* por si só não são previsores de *default* ótimos. Ao relacionar, porém, as classificações de crédito ao risco sistêmico, os autores encontraram que a variação do *failure beta* caminha junto das classificações de crédito e apresentam correlação de 0,97. Os resultados permanecem significantes mesmo quando os autores controlam para probabilidade de falência média. A partir desse e outros resultados encontrados pelos autores foi possível identificar que as classificações de crédito conseguem avaliar a tendência de deterioração da qualidade do crédito, pelo menos parcialmente, em tempos difíceis. Os autores concluem, por fim, que qualquer restrição que imponha que o risco de crédito seja explicado por apenas uma medida preditiva iria acarretar em perda de informações relevantes. É, ao contrário, interessante separar previsão de insolvência da avaliação de risco sistêmico.

Outro estudo realizado recentemente no Brasil reforça a relevância e atualidade da utilização do modelo Logit na análise de intervenção por parte das agências reguladoras. Sancovschi et al (2014) aplicaram a regressão logística para verificar quais operadoras de planos de saúde tinham maior probabilidade de serem submetidas à intervenções (ou regimes especiais) por parte da ANS (Agência Nacional de Saúde Suplementar) no ano de 2009, a partir da análise do IDSS (Índice de Desempenho de Saúde Suplementar), dessas operadoras, nos anos de 2007 e 2008.

O IDSS é calculado a partir de quatro dimensões que analisam a atenção à saúde, a situação econômico-financeira, a capacidade de estrutura e operação e a satisfação dos beneficiários. Esses indicadores são, então, ponderados para calcular o valor final do índice. O objetivo dos autores foi primeiro verificar se existia diferença estatística nesses indicadores nos anos de 2007 e 2008 nas operadoras submetidas a qualquer dos tipos de regimes especiais das demais operadoras. Além disso, dentre as 3 classificações diferentes de regimes especiais, Sanchovschi et al (2014) quiseram também verificar se havia diferença estatística significativa entre as classificações, nos anos de 2007 e 2008, das operadoras que entraram nos regimes de direção fiscal ou técnica e daquelas que sofreram o regime de liquidação judicial. Por último, eles realizaram testes para compreender quais dimensões do IDSS ajudam a explicar melhor a entrada num dos regimes especiais em 2009.

Para atingir a esses objetivos os autores realizaram inicialmente um teste de diferença de médias t de *Student* para amostras independentes nos casos em que se pode verificar que a distribuição das variáveis era normal. No caso das operadoras submetidas ao regime de liquidação extrajudicial em 2009, utilizou-se o Teste U de Mann-Whitney, pois o tamanho da amostra era reduzido e esse teste possui hipóteses menos restritivas para análise do resultado. Também foi aplicado o teste de Levene para analisar a diferença estatística de variâncias.

A técnica econométrica utilizada nesse trabalho também consiste numa regressão Logit que considera os indicadores das diferentes dimensões do IDSS como variáveis independentes do modelo. A variável dependente é uma variável dicotômica que mostra se a ANS instaurou ou não algum regime especial à operadora no ano de 2009. A precisão do ajustamento do modelo foi medida pelo teste de Hosmer-Lemeshow, que também fornece o grau de acerto global do modelo.

A partir dos resultados gerados na aplicação da metodologia de regressão Logit, os autores concluíram que existe um caráter dinâmico do fracasso ou insolvência das operadoras.

Sendo uma das limitações dessa metodologia o fato dos resultados estarem, de certa forma, relacionados aos dados utilizados no estudo, é difícil generalizar as conclusões. Porém, foi possível observar padrões de comportamento dos indicadores mais significantes estatisticamente apresentam alguns padrões. Esses resultados mostram que as diferentes dimensões do IDSS ajudam a explicar a instauração de regimes especiais por parte da ANS.

### **3 METODOLOGIA**

O objetivo desse trabalho é apresentar um modelo que auxilie na antecipação dos momentos quando as distribuidoras do setor de energia elétrica estão próximas de situações de fracasso empresarial ou insolvência. Ou seja, quando se deve ligar o sinal de alerta em relação à sua gestão e determinar se a reguladora deve ou não intervir. Nesse sentido, para tentar compreender melhor tais situações, foi utilizado o modelo de regressão Logit, explicado anteriormente, e usado amplamente para avaliar probabilidade de insolvência e risco de crédito. Apesar de receber críticas por não possuir pressupostos teóricos fortes subsidiando esse modelo, como Brito e Neto (2008) argumentaram, os resultados empíricos robustos encontrados através de diversos trabalhos sugerem que é possível prever com razoável precisão a insolvência de empresas.

Na primeira parte é explicitado o universo de empresas envolvidas e qual a amostra que foi considerada nesse estudo. A segunda parte explica a fonte utilizada, como foram coletados os dados e o período de análise. A partir das informações coletadas e tabuladas, é feito um tratamento da base de dados antes que o modelo de regressão logística seja, então, aplicado. Nessa seção também será explicada a operacionalização do modelo e os testes de validação utilizados com a finalidade de produzir os resultados expostos no capítulo seguinte. Por fim, são esclarecidas as principais limitações do modelo.

#### **3.1 UNIVERSO E AMOSTRA**

Para melhor compreender a situação econômico-financeira das distribuidoras do setor elétrico, do ponto de vista da reguladora nacional, são utilizados os principais indicadores contábeis recomendados na literatura nacional e internacional para previsão de insolvência. Dessa forma, o universo de análise é formado por todas as distribuidoras do setor elétrico que

atuam no território brasileiro. Além disso, optou-se por utilizar os balanços regulatórios das distribuidoras que possuam ajustes particulares determinados pela própria reguladora.

O tamanho do universo foi determinado por todas as empresas cadastradas na ANEEL e compreende sessenta e três distribuidoras. Em alguns casos não havia todas as informações para todos os anos de uma mesma empresa. Nesses casos, optou-se por excluir as informações apenas desse período da empresa, mantendo-se as demais.

Tabela 1 - Análise do Universo e Amostra

Total de Observações	
Número de Períodos (anos)	8
Número de Empresas	63
Observações 2007	63
Observações 2008	63
Observações 2009	63
Observações 2010	63
Observações 2011	63
Observações 2012	62
Observações 2013	61
Observações 2014	62
Total	500

Os períodos em que as distribuidoras não possuíam todas as informações foram desconsiderados no cálculo dos indicadores. Isso aconteceu com as seguintes empresas:

2014, 2013 e 2012

- Companhia Energética de Roraima - BPREG e DREREG

2013

- Companhia Sul Sergipana de Eletricidade - DREREG

### 3.2 FONTE E COLETA DE DADOS

Foram utilizados nessa etapa do trabalho dados disponibilizados pela ANEEL em 2015 e agrupados e padronizados pelo Grupo de Estudos do Setor Elétrico da UFRJ (GESEL/UFRJ).

A periodicidade dos relatórios contábeis regulatórios disponíveis é anual e referente aos anos entre 2007 e 2014.

Para obter as informações necessárias foi indispensável acessar todos os balanços patrimoniais e demonstrações do resultado do exercício regulatórios, individualmente, e tabular as variáveis contábeis de interesse numa nova base de dados. Sempre que havia informações conflitantes, optou-se por utilizar o valor mais recente. Dessa forma, por exemplo, os relatórios de 2012 podiam conter informações de 2011 que diferiam das informações dos relatórios do ano anterior e, quando isso acontecia, utilizava-se as informações dos relatórios de 2012.

As 13 variáveis, apresentadas a seguir, foram coletadas dos relatórios contábeis regulatórios:

Tabela 2 - conjunto de informações coletadas e tabuladas

Variáveis Contábeis	
AC	Ativo circulante
LAJIR	Lucro antes dos juros e imposto de renda
LL	Lucro líquido
PC	Passivo circulante
ANC	Ativo não-circulante
AT	Ativo total
DF	Despesas financeiras
PL	Patrimônio líquido
ELP	Exigível a longo prazo
RL	Reserva de Lucros
RLP	Realizável a longo prazo
VL	Vendas líquidas
LA	Lucros Acumulados

### 3.3 TRATAMENTO DOS DADOS

Após estruturar a base com as variáveis contábeis supracitadas, o primeiro passo foi calcular os indicadores econômico-financeiros que serão utilizados no modelo. Abaixo, segue a tabela com a fórmula desses 13 indicadores:

Tabela 3 - Variáveis independentes (indicadores financeiros)

Indicadores	Fórmula	Referências
Liquidez geral	$(AC + RLP) / (PC + ELP)$	1, 2, 5, 6, 7
Liquidez corrente	$AC / PC$	1, 2, 3, 5, 7
Retorno sobre o patrimônio líquido	$LL / PL$	5, 7
Retorno sobre o ativo	$LAJIR / AT$	2, 3, 4, 5, 7
Retorno sobre vendas	$LL / VL$	7
Giro do ativo	$VL / AT$	1, 2, 4, 5, 6, 7
Margem operacional	$LAJIR / VL$	7
Lucro operacional sobre despesas financeiras	$LAJIR / DF$	7
Lucros retidos sobre ativo	$(LA + RL) / AT$	1, 2, 3, 5, 7
Patrimônio líquido sobre exigível total	$PL / (PC + ELP)$	7
Endividamento de curto prazo	$PC / AT$	7
Imobilização do patrimônio líquido	$(ANC - RLP) / PL$	7
Capital de giro líquido	$(AC - PC) / AT$	1, 2, 4, 5, 7
Índice de Referências		
1		Ohlson, 1980
2		Shumway, 2001
3		Foreman, 2003
4		Chava e Jarrow, 2004
5		Charitou et al., 2004
6		Campbell et al (2008)
7		Brito e Neto, 2008

A variável dependente (INT\_RSG) que será considerada em todos os testes é um indicador binário que aponta os momentos em que a distribuidora sofreu intervenção por parte da ANEEL ou teve que ser resgatada a partir da injeção de recursos financeiros, sem os quais não conseguiria manter a continuidade da operação. Esse indicador será montado considerando os fatos passados ocorridos nas distribuidoras. Para cada distribuidora, em cada período de análise, o indicador será igual a um, caso a distribuidora tenha sofrido intervenção na gestão por parte da ANEEL, tenha tido Patrimônio Líquido negativo ou Patrimônio Líquido Ínfimo (valor inferior a dez por cento da razão entre o patrimônio líquido e o ativo total), o que sugeriria a necessidade de resgate financeiro. Caso contrário, a variável dependente é considerada igual à zero. Essa variável dependente foi considerada uma boa proxy para intervenção/resgate. Após essa análise, tivemos o seguinte resultado:

- Patrimônio Líquido negativo – 32 observações;
- Intervenções de fato realizadas, no período analisado, por parte da ANEEL - 8 observações;
- Patrimônio Líquido Ínfimo – 64 observações.

Como existe interseções entre esses três diferentes grupos, o número total de observações do grupo com problema é setenta e um, conforme tabela abaixo:

Tabela 4 - Distribuição por períodos do grupo com problemas da variável dependente

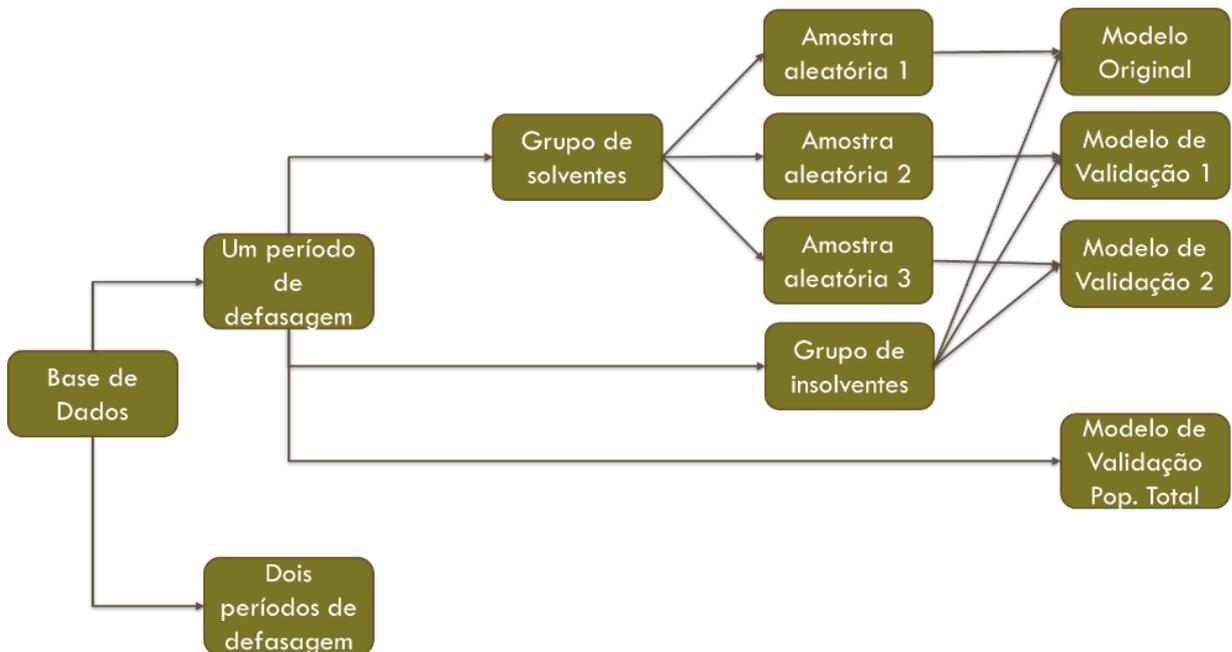
	Grupo com Problemas
Número de Períodos (anos)	8
Número de Empresas	63
Observações 2007	9
Observações 2008	6
Observações 2009	5
Observações 2010	4
Observações 2011	6
Observações 2012	15
Observações 2013	12
Observações 2014	14
Total	71

Como o interesse em realizar esse modelo é verificar a capacidade preditiva dos indicadores escolhidos, optou-se por considerar um e dois períodos de defasagem temporal no estudo. Dessa forma, temos uma parte do estudo que analisa o impacto das variáveis independentes dos anos 2007, 2008, 2009, 2010, 2011, 2012 e 2013 nas variáveis dependentes dos anos 2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013 e 2014. A outra parte do estudo busca entender o impacto das variáveis independentes de 2007, 2008, 2009, 2010, 2011 e 2012 nas variáveis dependentes de 2009, 2010, 2011, 2012, 2013 e 2014.

Em ambos os casos, após organizar essas informações na base de dados, separou-se as amostras em dois grupos. O primeiro continha apenas as observações cuja variável dependente era igual a zero, ou seja, as que não tiveram problemas de insolvência ou resgate, de acordo com nosso critério estabelecido. Já o segundo grupo reunia todas as observações cuja variável dependente teve valor igual a um. Como existia uma diferença grande entre os dois grupos em ambos os casos, decidiu-se por utilizar o grupo de observações “problema” como base e criar amostras aleatórias no outro grupo. Após esse procedimento, as observações foram novamente agrupadas na base e o modelo Logit foi aplicado sobre essa amostra reduzida. A proporção

utilizada entre os dois grupos foi de 50% de observações do grupo cuja variável dependente era igual a zero e 50% do outro grupo.

Figura 1 - Tratamento dos Dados



### 3.4 APLICAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGIT

Para a aplicação do modelo Logit binário foi utilizado o *software IBM SPSS Statistics*, versão 22. Antes de iniciar a operacionalização do modelo Logit de previsão da variável dependente Intervenção/Resgate das distribuidoras do setor elétrico foi realizado um teste de correlação de Pearson entre as variáveis independentes do modelo. A partir desse teste busca-se eliminar as variáveis que possuam alta correlação entre si. Ou seja, busca-se nesse caso eliminar eventuais problemas de colinearidade. Além disso, como a amostra é pequena, foi utilizado também o teste não-paramétrico U de Mann-Whitney para verificar a diferença estatística das médias entre os grupos de interesse. A hipótese nula desse teste diz que não há diferença estatisticamente significativa entre as duas categorias da variável dependente (0 e 1). Também, a partir dos resultados do teste não-paramétrico U de Mann-Whitney, foram

eliminadas as variáveis correlacionadas que tiveram maior p-valor. Esse foi o critério de decisão adotado para eliminar possíveis efeitos de colinearidade do modelo. É apresentado no próximo capítulo a matriz de correlação de Pearson e o resultado do teste U de Mann-Whitney. É importante que as variáveis não sejam altamente correlacionadas para não prejudicarem a capacidade preditiva do modelo. Isso acontece, pois, coeficientes altamente correlacionados fornecem informações semelhantes sobre como se comportará a variável dependente.

Inicialmente a regressão é estruturada como um modelo logístico binário:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k$$

De acordo com Brito e Neto (2008), o modelo de regressão logístico é útil quando a variável dependente deve assumir uma qualidade binária, ou seja, ter ou não ter a característica examinada. Porém, a regressão logística também permite que essa avaliação seja apresentada em termos de probabilidade a partir de uma simples transformação:

$$p = \frac{1}{1 + e^{b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k}}$$

Essa é a probabilidade associada à ocorrência do evento a ser analisado. Na regressão Logit, segundo Brito e Neto (2008), cada coeficiente mede o efeito das mudanças nas variáveis explicativas no logaritmo da chance, que é igual a razão de  $p$  sobre  $(1-p)$ . A partir dessa discriminação, conforme a maioria dos estudos utilizando esse método, os parâmetros desconhecidos são estimados por Máxima Verossimilhança.

Para verificar a validade do modelo como um todo é feito o teste de hipótese conjunta de Wald. Este teste F indica que quando o resultado for igual a zero, pelo menos um dos coeficientes é diferente de zero. Portanto, rejeita-se a hipótese nula de que todos seriam zero. Depois, é verificado se cada coeficiente, isoladamente, possui significância dentro da amostra do modelo através da estatística Qui-quadrado e seu respectivo p-valor, como sugere Chava e Jarrow (2004).

Com o modelo escolhido, é verificada sua qualidade para prever o acontecimento proposto, dado os indicadores selecionados na fase anterior. Novamente deve ser feito um teste Qui-quadrado para verificar a significância dos coeficientes individualmente e o teste de Wald para avaliar a hipótese nula do parâmetro estimado ser igual a zero. Além disso, é utilizado o teste de Hosmer e Lemeshow para analisar o ajuste do modelo. Ele verifica as diferenças entre as probabilidades ajustadas e as observadas de fato. No próximo capítulo são apresentados os resultados do teste e a tabela de contingência para o teste. Ainda, são calculados os pseudo-R<sup>2</sup> Nagelkerke e Cox & Snell para verificar a qualidade do grau de ajuste do modelo.

Por fim, para analisar a validação do modelo é realizado um teste de robustez em que se busca confirmar os resultados a partir de outras amostras geradas aleatoriamente, a partir do procedimento anteriormente explicado. Dessa forma, todo o processo é realizado outras duas vezes para verificar se os indicadores continuam significativos, se os sinais dos coeficientes permanecem os mesmos e se os valores são próximos do valor originalmente encontrado.

### **3.5 LIMITAÇÕES DO MÉTODO**

Como comentado anteriormente, a principal limitação do modelo Logit é a ausência explícita de pressupostos teóricos que embasem a escolha das variáveis independentes. Isso fica ainda mais claro quando o objetivo é analisar insolvência de empresas. Ao longo de diversos estudos apresentados na revisão bibliográfica, as conclusões acerca dos resultados não fortalecem ou desconsideram sistematicamente algum conjunto de fatores/indicadores que explicam a situação de *default*. Mais do que isso, não conseguem desenvolver teoria econômica a partir dessa análise.

Além disso, em relação ao setor elétrico brasileiro, foi durante esse período que se passou a utilizar simultaneamente dois tipos de relatórios financeiros, o regulatório e o societário. A escolha por utilizar as informações regulatórias nessa dissertação tem como

principal objetivo realizar a análise a partir do ponto de vista da agência reguladora, que possui interesses distintos, em alguns casos, de outros participantes do mercado. Essa escolha, porém, pode apresentar resultados dissonantes de outros estudos cujas informações utilizadas tenham sido extraídas dos relatórios financeiros societários, mais disponíveis ao público, principalmente das distribuidoras que possuam capital aberto.

Além disso, outra limitação se deu pela relativa falta de certas informações como estoques, disponibilidades e outras, dos balanços regulatórios de diversas empresas, o que impossibilitou a formação de alguns indicadores financeiros que poderiam melhorar a análise desse estudo. Dessa forma, dentre diversos indicadores sugeridos e utilizados em estudos de insolvência na literatura nacional e internacional, alguns não puderam ser utilizados nessa dissertação por não ter sido possível calculá-los.

Por último, o modelo de regressão Logit apresenta como limitação a dificuldade de generalização dos resultados, uma vez que se trata de uma análise dinâmica, e as conclusões geradas nesse estudo estão, em alguma medida, relacionadas aos dados aqui utilizados. O mesmo modelo aplicado a outros setores ou em outro período de tempo tem o risco de apresentar resultados e conclusão diferentes. Sanchovschi et al (2014) sugerem que ignorar esse caráter dinâmico da análise seria supor que os gestores são “insensíveis aos problemas que afetam o desempenho das empresas que gerenciam”.

## 4 RESULTADOS

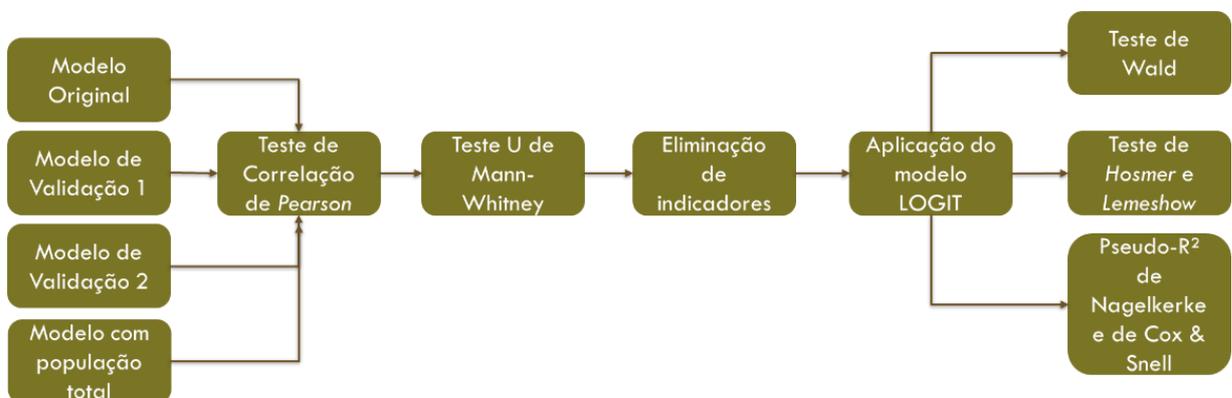
Nessa sessão estão apresentados os principais resultados do modelo Logit binário e dos testes explicados anteriormente nos modelos com defasagem temporal de um ou dois períodos.

### 4.1 MODELO COM DEFASAGEM TEMPORAL DE UM PERÍODO

Para chegar aos indicadores que foram usados no modelo original, inicialmente, foram realizados o teste de Pearson de correlação das variáveis independentes e o teste não-paramétrico U de Mann-Whitney.

O primeiro teste auxilia na análise de possibilidade de colinearidade entre as variáveis independentes. Assim, os indicadores com correlação superior à 0,6, em módulo, foram separados aos pares nessa matriz. Posteriormente, analisou-se, caso a caso, se faziam parte de um mesmo grupamento de indicadores para decidir quais manter ou eliminar no modelo inicial. O teste não-paramétrico U de Mann-Whitney também foi utilizado para auxiliar nessa decisão e para descartar variáveis que não apresentavam diferença de média estatisticamente significativa entre os dois grupos da variável dependente.

Figura 2 - Aplicação do Modelo Logit



A partir da análise dos resultados desses testes, decidiu-se por eliminar algumas variáveis que poderiam apresentar colinearidade. Retorno sobre Patrimônio Líquido (RT/PL) e

Imobilização do Patrimônio Líquido (IMOPL) foram descartadas por não possuírem diferenças de média estatisticamente significativas a partir da análise do teste U de Mann-Whitney. As demais variáveis foram eliminadas após a análise da correlação de *Pearson* para eliminar possíveis efeitos de colinearidade (vide tabela no Apêndice). Para os três modelos, os resultados da tabela de correlação de *Pearson* foram semelhantes, porém o resultado do terceiro modelo de validação também apresentou correlação entre Liquidez Corrente e Liquidez Geral. Por esse motivo, optou-se por eliminar apenas uma delas. Dessa forma, ficaram no modelo as variáveis independentes:

Tabela 5 - Variáveis independentes do modelo inicial

Liquidez Geral	Lucro operacional sobre despesas financeiras
Retorno sobre Ativo	Patrimônio líquido sobre exigível total
Giro do Ativo	Endividamento de Curto Prazo

A partir desses indicadores, é realizado o primeiro teste do modelo Logit. O nível de significância escolhido é 10%. A primeira tabela apresenta os resultados para a hipótese de não haver variáveis explicativas que auxiliariam na previsão do modelo.

Tabela 6 - Tabela de Classificação<sup>a,b</sup> do modelo inicial desconsiderando as variáveis independentes

Observado		Previsto		
		INT_RSG		Porcentagem correta
		,00	1,00	
Etapa 0	INT_RSG			
	,00	0	62	0,0
	1,00	0	62	100,0
Porcentagem global				50,0

a. A constante está incluída no modelo.

b. O valor de recorte é ,500

Nesse caso, o percentual global de acerto do modelo é de 50% e diz apenas quantos casos da amostra teriam sido previstos corretamente na categoria INT\_RSG\_1=0. Como nossa categoria de previsão de interesse é INT\_RSG\_1=1, precisamos analisar como as variáveis independentes melhoram nossa capacidade preditiva. Quando acrescentamos as variáveis independentes no modelo, o resultado muda significativamente.

Tabela 7 - Tabela de Classificação<sup>a</sup> do modelo inicial

Observado		Previsto		
		INT_RSG		Porcentagem correta
		,00	1,00	
Etapa 1	INT_RSG			
	,00	56	6	90,3
	1,00	12	50	80,6
Porcentagem global				85,5

a. O valor de recorte é ,500

Porém, pode ser observado abaixo que nem todas as variáveis independentes se mostram significativas quando são utilizadas em conjunto no modelo.

Tabela 8 - Variáveis na equação do modelo inicial

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	LG	4,567	2,416	3,574	1	,059	96,270
	RTAT	-8,591	4,928	3,039	1	,081	,000
	G_AT	-3,507	1,920	3,337	1	,068	,030
	LAJIR_DF	-,053	,062	,723	1	,395	,948
	PLExT	-7,993	2,057	15,099	1	,000	,000
	EndCP	3,172	3,374	,884	1	,347	23,854
	Constante	,657	1,350	,236	1	,627	1,928

É possível perceber que apenas as variáveis Liquidez Geral, Retorno sobre Ativo, Giro do Ativo e Patrimônio Líquido sobre Exigível Total aparecem como significativas. Na etapa seguinte do processo, foi criado novo modelo com apenas essas variáveis independentes. Como nem todas permaneceram significativas, novos testes foram realizados. A cada novo teste, eram retiradas as que se apresentassem como não significativas. Também, para fins de validação, foram feitos outros considerando combinações em menor número dessas variáveis.

Posteriormente, as equações foram analisadas quanto aos resultados dos Pseudo-R<sup>2</sup> de Nagelkerke e de Cox & Snell. A equação que se mostrou mais ajustada aos dados dessa amostra, a partir desses critérios estabelecidos, foi a que continha os indicadores de Giro do Ativo e Patrimônio Líquido sobre Exigível Total.

Como esperado, com a retirada de algumas variáveis há uma queda natural na capacidade preditiva global do modelo, porém esta continua bastante alta ainda no resultado final. Além disso, os resultados apresentados pelos pseudo-R<sup>2</sup> de Nagelkerke e de Cox & Snell sugerem que o modelo possui boa qualidade de ajuste. Essa análise é reforçada pelo resultado do teste de Hosmer e Lemeshow que sugere também existir uma boa qualidade de ajuste desse modelo para definir a variável dependente escolhida, com um período de defasagem. Isso é verificado a partir da não rejeição da hipótese nula desse teste.

Porém, para validar esse modelo quanto a sua capacidade preditiva não basta que ele faça sentido apenas dentro desse conjunto de dados formado a partir de uma composição aleatória da base total. Como explicado na metodologia, para dar maior robustez ao resultado, realizou-se o mesmo procedimento com outras duas amostras formadas da mesma forma que a original. Aplicou-se, então, os testes de *Pearson* e o teste não-paramétrico de diferença de média U de Mann-Whitney.

Os indicadores do modelo original foram testados com esses novos conjuntos de dados para verificar se permaneciam significativos, mantendo o mesmo sinal e com valores próximos. Além disso, analisou-se se os pseudo- $R^2$  continuaram num patamar semelhante, se o teste de Hosmer e Lemeshow continuou não significativo e se a tabela de classificação mostrava aumento na capacidade preditiva do modelo em relação ao resultado sem variáveis independentes. Nessa análise, é importante verificar e confirmar a consistência das informações do modelo nos diferentes conjuntos de amostras.

Por fim, o modelo foi aplicado novamente sobre toda a população com defasagem temporal de 1 período. Os resultados encontrados estão em consonância com os obtidos em cada amostra. A proporção entre casos favoráveis e não favoráveis para a variável dependente na população total com defasagem de 1 período era de 85,8%. Como era esperado, essas variáveis independentes, quando aplicadas a toda população, podem ser identificadas com baixa qualidade de ajuste pelo teste de Hosmer e Lemeshow. Isso se deve ao número proporcionalmente pequeno de casos de insolvência e/ou intervenção por parte da ANEEL no período. Porém, os resultados apresentados pelos pseudo- $R^2$  de Nagelkerke e de Cox & Snell sugerem que o modelo possui boa qualidade de ajuste.

Tabela 9 - Resumo dos Resultados Finais dos modelos com 1 defasagem

Betas				
	Modelo Original	Modelo de Validação 1	Modelo de Validação 2	Modelo de Validação Pop. Total
PLExT	-7,9	-6,902	-8,329	-9,619
G_AT	-2,979	-4,557	-2,609	-2,796
Constante	3,459	4,265	3,604	2,236
<b>INT_RSG</b>	Porcentagem correta	Porcentagem correta	Porcentagem correta	Porcentagem correta
0	77,4	82,3	83,9	98,4
1	83,9	82,3	85,5	62,9
Global	80,6	82,3	84,7	93,4
Pseudo R <sup>2</sup>				
R quadrado Cox & Snell	0,473	0,501	0,513	0,341
R quadrado Nagelkerke	0,631	0,667	0,685	0,612
Teste de Hosmer & Lemeshow				
Sig.	0,356	0,577	0,538	0,002

#### 4.2 MODELO COM DEFASAGEM TEMPORAL DE DOIS PERÍODOS

O mesmo procedimento foi feito no modelo com defasagem temporal de dois períodos. Porém, o número de observações é menor que no modelo anterior, pois é possível usar apenas as variáveis independentes de 2007, 2008, 2009, 2010, 2011 e 2012 para explicar a variável dependente nos anos de 2009, 2010, 2011, 2012, 2013 e 2014.

Assim como no modelo com uma defasagem temporal, a partir do teste U de Mann-Whitney de diferença de médias, é sugerido eliminar as variáveis Retorno sobre o Patrimônio Líquido e Imobilização do Patrimônio Líquido. Além disso, pelo teste de correlação de Pearson, decidiu-se por eliminar as variáveis Liquidez Corrente, Retorno sobre Vendas Líquidas, Margem Operacional, Lucros Retidos sobre o Ativo, e Capital de Giro Líquido.

Após esse procedimento foi aplicado, então, o modelo Logit da mesma forma que no modelo anterior com um período de defasagem. As variáveis significativas e com melhor qualidade de ajuste e robustez foram as mesmas que para um período de defasagem: Giro do Ativo e Patrimônio Líquido sobre Exigível Total.

Nessa primeira amostra, o modelo apresentou uma boa qualidade de ajuste entre os dados previstos e observados, tanto a partir da análise do resultado do teste de Hosmer e Lemeshow, quanto dos pseudo- $R^2$  de Nagelkerke e Cox & Snell.

Da mesma forma que na análise do modelo com defasagem de apenas um período, foram realizados dois modelos de validação pelo mesmo procedimento para verificar se essa variável independente continuou significativa em outras amostras geradas aleatoriamente dentro da base de dados. Ainda, esses modelos de validação devem servir para verificar se a variável independente mantém o mesmo sinal e valores próximos ao do modelo original. Todas as etapas foram realizadas exatamente como no modelo original. Além disso, foi realizado todo o procedimento na população total com duas defasagens para observar se os resultados permaneciam os mesmos.

No primeiro modelo de validação, o teste de *Hosmer e Lemeshow* indicou uma possível baixa qualidade de ajuste do modelo de previsão, verificado a partir da rejeição da hipótese nula. Porém, os  $R^2$  de Nagelkerke e Cox & Snell indicam um bom ajuste do modelo aos resultados observados.

Importante notar que os resultados são consistentes ao longo das diferentes amostras, tendo preservado o sinal e valores próximos. Em todos os casos, dentre as variáveis analisadas, Giro do Ativo e Patrimônio Líquido sobre Exigível Total explicam uma parte razoável da previsão da variável dependente estar no grupo de interesse (possibilidade de intervenção na gestão ou resgate financeiro) com dois períodos de defasagem.

Para dar maior subsídio aos resultados encontrados, as mesmas rotinas dos testes foram aplicadas à população total estudada, com defasagem de dois períodos. Como pode ser observado abaixo, os resultados se mantiveram.

No caso da população total, a proporção inicial do grupo de interesse era de aproximadamente 15%. Levando esse fato em consideração, é esperado o resultado

desfavorável do teste de ajuste do modelo de Hosmer e Lemeshow. Novamente, os pseudo R<sup>2</sup> de Nagelkerke e Cox & Snell sugerem uma boa qualidade de ajuste do modelo.

Tabela 10 - Resumo dos Resultados Finais dos modelos com 2 defasagens

Betas				
	Modelo Original	Modelo de Validação 1	Modelo de Validação 2	Modelo de Validação Pop. Total
PLEXT	-3,855	-3,815	-3,864	-5,091
G_AT	-3,863	-2,888	-2,787	-3,423
Constante	3,427	2,902	2,776	1,748
INT_RSG	Porcentagem correta	Porcentagem correta	Porcentagem correta	Porcentagem correta
0	80,4	80,4	80,4	98,4
1	80,4	80,4	80,4	41,8
Global	80,4	80,4	80,4	90
Pseudo R <sup>2</sup>				
R quadrado Cox & Snell	0,39	0,378	0,356	0,252
R quadrado Nagelkerke	0,52	0,505	0,474	0,445
Teste de Hosmer & Lemeshow				
Sig.	0,198	0,054	0,021	0,001

## 5 CONCLUSÃO E SUGESTÃO DE DISCUSSÕES FUTURAS

Conforme o objetivo desse estudo, foi possível utilizar a técnica de regressão logística, usualmente utilizada nas pesquisas sobre previsão de insolvência, para assessorar a análise da sustentabilidade econômico-financeira de distribuidoras do setor elétrico. A partir dos testes e resultados é possível verificar que essa ferramenta econométrica e os indicadores contábeis e financeiros auxiliam na capacidade preditiva de períodos de dificuldade financeira e operacional das distribuidoras do setor de energia elétrica no Brasil.

Entre o período de 2007 e 2014, foram calculados os principais indicadores financeiros sugeridos pela literatura de previsão de insolvência e, dentre as variáveis independentes utilizadas nos testes, foram selecionadas as que possuíam significância estatística para explicar a variável dependente para defasagens de um e dois períodos.

Apesar dessa metodologia apresentar como limitação a dificuldade de generalização dos resultados encontrados, é possível utilizar, com algum grau de abstração, as funções finais definidas e seus coeficientes calculados para estimar a probabilidade de ocorrência dos eventos futuros medidos pela variável dependente. Essa análise auxilia o acompanhamento da sustentabilidade econômico-financeira das distribuidoras para até dois períodos a partir da análise, podendo ser atualizado, de forma dinâmica, com novas informações a cada período.

Considerando tanto os testes com um ou dois períodos de defasagem foi possível observar que os indicadores que apresentaram significância estatística são Giro do Ativo e Patrimônio Líquido sobre Exigível Total. Em ambos os casos, os resultados foram validados pelos diferentes testes realizados, que mostraram aumento da capacidade preditiva quando esses indicadores são considerados na análise da regressão LOGIT. Além disso, os testes realizados com outras amostras geradas aleatoriamente e com a população total trabalhada produziram resultados semelhantes, como mostrado no capítulo anterior, e isso garante maior robustez aos

resultados apresentados. Ou seja, os indicadores de Giro do Ativo e Patrimônio Líquido sobre Exigível Total apresentam resultados consistentes fora da amostra original.

Considerando os indicadores significativos encontrados nesse estudo para as distribuidoras do setor elétrico no Brasil, os resultados corroboram em parte os de Ohlson (1980), Shumway (2001), Chava e Jarrow (2004), Charitou et al. (2004), Campbel et al (2008) e Brito e Neto (2008). Por outro lado, mostra que outros indicadores que aumentaram a capacidade preditiva para outros setores não se repetiram nos testes aqui aplicados. Isso mostra que existem diferenças financeiras e econômicas para análise de diferentes setores em diferentes períodos.

Apesar das variáveis encontradas estarem relacionadas a capacidade de manter as operações em níveis sustentáveis, outros indicadores como Endividamento de Curto Prazo, Liquidez Geral, Retorno sobre Ativos totais e Capital de Giro Líquido, que normalmente indicariam situações financeiramente delicadas, não apresentaram significância quando analisamos as distribuidoras considerando um ou dois períodos de defasagem. Para esses indicadores, os resultados diferem dos encontrados por Shumway (2001), Ohlson (1980), Foreman (2003), Chava e Jarrow (2004), Charitou et al. (2004), Campbell et al (2008) e Brito e Neto (2008). Campbell et al (2008) encontrou apenas dois fatores endógenos significativos, Giro do Ativo e Liquidez Geral, e somente Giro do Ativo se mostrou significativo nesse estudo para o período de 2007 a 2014.

No contexto econômico atual do Brasil tem se tornado cada vez mais importante acompanhar a eficiência financeira e operacional das empresas que prestam serviços essenciais. No caso do setor elétrico, essa importância ganha destaque por ser um insumo fundamental para toda a indústria e motor da economia de qualquer país. Nos últimos anos, como comentado no início do texto, eventos políticos, econômicos e ambientais que puseram em choque dois dos pilares principais do novo modelo do SEB (modicidade tarifária e garantir a segurança do

suprimento do setor elétrico) geraram uma situação insustentável para diversas concessionárias e mostraram a necessidade para a ANEEL de acompanhá-las mais de perto, pensando na sustentabilidade econômico-financeira do setor a longo prazo.

Dessa forma, essa metodologia vai ao encontro da nova trajetória da política regulatória praticada pela ANEEL. Observa-se, como discutido ao longo do texto, o aumento da importância da sustentabilidade das operações das distribuidoras do setor elétrico. No que tange à parte econômica e financeira, esse estudo pode auxiliar todos os interessados no tema em classificar de forma melhor quais são as distribuidoras, a cada período, para as quais é necessário aumentar o nível de atenção. Ela complementa os indicadores sugeridos nas notas técnicas discutidas nesse trabalho para análise de sustentabilidade econômico-financeira.

Por se tratar de uma metodologia dinâmica, é imprescindível que os procedimentos explicados nos capítulos anteriores sejam atualizados quando novos relatórios da contabilidade regulatória forem divulgados, com a finalidade de maior respaldo à análise empreendida.

Para próximas pesquisas que sigam essa linha metodológica no setor de distribuição de energia elétrica, considera-se relevante incluir variáveis operacionais como DEC, FEC e DGC para verificar se elas impactam na saúde financeira dessas empresas em períodos subsequentes. Além disso, essa pesquisa pode ser estendida também para os setores de geração, transmissão e comercialização de energia elétrica. Por fim, sob o ponto de vista econômico, sugere-se acrescentar variáveis de mercado, ou seja, exógenas, para analisar seu impacto quanto ao aumento da capacidade preditiva.

## 6 REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO

ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **The journal of finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ANEEL, Agenda Regulatória 2015/2016. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=703>> acesso em 01 de abril de 2015.

ANEEL, Últimas Notícias. Disponível em: <[http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/noticias/Output\\_Noticias.cfm?Identidade=6426&id\\_area=90](http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/noticias/Output_Noticias.cfm?Identidade=6426&id_area=90)> acesso em 01 de abril de 2015.

AVERCH, Harvey; JOHNSON, Leland L. Behavior of the firm under regulatory constraint. **The American Economic Review**, p. 1052-1069, 1962.

BEAVER, William H. Financial ratios as predictors of failure. **Journal of accounting research**, p. 71-111, 1966.

BRITO, Giovani Antonio Silva; ASSAF NETO, Alexandre. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 19, n. 46, p. 18-29, 2008.

CAMPBELL, John Y.; HILSCHER, Jens; SZILAGYI, Jan. In search of distress risk. **The Journal of Finance**, v. 63, n. 6, p. 2899-2939, 2008.

CARÇÃO, João Francisco de Castro. **Tarifas de energia elétrica no Brasil**. 2014. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

CHARITOU, Andreas; NEOPHYTOU, Evi; CHARALAMBOUS, Chris. Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. **European Accounting Review**, v. 13, n. 3, p. 465-497, 2004.

CHAVA, Sudheer; JARROW, Robert A. Bankruptcy prediction with industry effects. **Review of Finance**, v. 8, n. 4, p. 537-569, 2004.

CHUNRONG, A. I.; MARTINEZ, Salvador; SAPPINGTON, David M. Incentive regulation and telecommunications service quality. **Journal of Regulatory Economics**, v. 26, n. 3, p. 263-285, 2004.

ESTACHE, Antonio; WREN-LEWIS, Liam. On the theory and evidence on regulation of network industries in developing countries. **Oxford Handbook of Regulation**. Oxford: Oxford University Press, part, v. 16, 2010.

FÄRE, Rolf; GROSSKOPF, Shawna; LOGAN, James. The relative efficiency of Illinois electric utilities. **Resources and Energy**, v. 5, n. 4, p. 349-367, 1983.

FOREMAN, R. Dean. A logistic analysis of bankruptcy within the US local telecommunications industry. **Journal of Economics and Business**, 55.2, p. 135-166, 2003.

GIANNAKIS, Dimitrios; JAMASB, Tooraj; POLLITT, Michael. Benchmarking and incentive regulation of quality of service: an application to the UK electricity distribution networks. **Energy Policy**, v. 33, n. 17, p. 2256-2271, 2005.

GILBERT, Lisa R.; MENON, Krishnagopal; SCHWARTZ, Kenneth B. Predicting bankruptcy for firms in financial distress. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 17, n. 1, p. 161-171, 1990.

HILSCHER, Jens; WILSON, Mungo Ivor. Credit ratings and credit risk: Is one measure enough? In: **AFA 2013 San Diego Meetings Paper**. 2013.

JAMASB, Tooraj; POLLITT, Michael. Benchmarking and regulation: international electricity experience. **Utilities Policy**, v. 9, n. 3, p. 107-130, 2000a.

JAMASB, Tooraj; POLLITT, Michael. Benchmarking and regulation of electricity transmission and distribution utilities: Lessons from international experience. **Faculty of Economics**, University of Cambridge, 2000b.

JOSKOW, Paul L. Incentive regulation in theory and practice: electricity distribution and transmission networks. **AEI-Brookings Joint Center Working Paper**, n. 05-18, 2005.

LITTLECHILD, Stephen C. Regulation of British Telecommunications' profitability: **report to the Secretary of State, February 1983**. Department of Industry, 1983.

OHLSON, James A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of accounting research**, p. 109-131, 1980.

ONS, Modelo Setorial. Disponível em: [http://www.ons.org.br/institucional/modelo\\_setorial.aspx](http://www.ons.org.br/institucional/modelo_setorial.aspx) > acesso em 01 de abril de 2015.

SANCOVSCHI, Moacir; MACEDO, Marcelo Álvaro da Silva; DA SILVA, João Alberto. Análise das Intervenções da Agência Nacional de Saúde Suplementar (ANS) Através dos Índices de Desempenho da Saúde Suplementar (IDSS). **Contabilidade, Gestão e Governança**, v. 17, n. 2, 2014.

SAPPINGTON, David EM; WEISMAN, Dennis L. Price cap regulation: what have we learned from 25 years of experience in the telecommunications industry? **Journal of Regulatory Economics**, v. 38, n. 3, p. 227-257, 2010.

SHUMWAY, Tyler. Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model\*. **The Journal of Business**, v. 74, n. 1, p. 101-124, 2001.

SILVA, Bruno Gonçalves da. Evolução do setor elétrico brasileiro no contexto econômico nacional: uma análise histórica e econométrica de longo prazo. 2011. **Dissertação de Mestrado**. Universidade de São Paulo.

SMITH, Andrew; WHEAT, Phill; SMITH, Gregory. The role of international benchmarking in developing rail infrastructure efficiency estimates. **Utilities policy**, v. 18, n. 2, p. 86-93, 2010.

SMITH, Andrew SJ. The application of stochastic frontier panel models in economic regulation: Experience from the European rail sector. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 48, n. 2, p. 503-515, 2012.

SOUZA, M. V. P.; SOUZA, Reinaldo Castro; PESSANHA, José Francisco Moreira. Custos operacionais eficientes das distribuidoras de energia elétrica: um estudo comparativo dos modelos DEA e SFA. **Gestão Produção**, v. 17, n. 4, p. 653-667, 2010.

ZMIJEWSKI, Mark E. Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. **Journal of Accounting research**, p. 59-82, 1984.

## 7 ANEXOS

## 6.1 MODELOS COM UMA DEFASAGEM TEMPORAL

Tabela 11 - Correlação de *Pearson* das variáveis independentes do modelo com 1 defasagem

		Correlações												
		LG	LC	RTPL	RTAT	RTVL	G_AT	MGOP	LAJIR_DF	LRAT	PLEXT	EndCP	IMOPL	CGLiq
LG	Correlação de Pearson	1	,463 <sup>**</sup>	-,040	,338 <sup>**</sup>	,336 <sup>**</sup>	,283 <sup>**</sup>	,276 <sup>**</sup>	-,115	,404 <sup>**</sup>	,848 <sup>**</sup>	-,338 <sup>**</sup>	-,010	,386 <sup>**</sup>
	Sig. (2 extremidades)		,000	,659	,000	,000	,001	,002	,203	,000	,000	,000	,909	,000
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
LC	Correlação de Pearson	,463 <sup>**</sup>	1	,047	,261 <sup>**</sup>	,351 <sup>**</sup>	-,011	,270 <sup>**</sup>	-,061	,334 <sup>**</sup>	,712 <sup>**</sup>	-,423 <sup>**</sup>	-,083	,474 <sup>**</sup>
	Sig. (2 extremidades)	,000		,607	,003	,000	,907	,002	,502	,000	,000	,000	,362	,000
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
RTPL	Correlação de Pearson	-,040	,047	1	,010	-,005	,117	,031	-,048	-,064	-,009	,045	-,667 <sup>**</sup>	-,019
	Sig. (2 extremidades)	,659	,607		,915	,952	,196	,733	,597	,479	,918	,620	,000	,834
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
RTAT	Correlação de Pearson	,338 <sup>**</sup>	,261 <sup>**</sup>	,010	1	,768 <sup>**</sup>	,468 <sup>**</sup>	,941 <sup>**</sup>	-,475 <sup>**</sup>	,759 <sup>**</sup>	,390 <sup>**</sup>	-,661 <sup>**</sup>	,010	,652 <sup>**</sup>
	Sig. (2 extremidades)	,000	,003	,915		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,911	,000
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
RTVL	Correlação de Pearson	,336 <sup>**</sup>	,351 <sup>**</sup>	-,005	,768 <sup>**</sup>	1	,354 <sup>**</sup>	,826 <sup>**</sup>	-,280 <sup>**</sup>	,764 <sup>**</sup>	,443 <sup>**</sup>	-,792 <sup>**</sup>	,075	,773 <sup>**</sup>
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,952	,000		,000	,000	,002	,000	,000	,000	,410	,000
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
G_AT	Correlação de Pearson	,283 <sup>**</sup>	-,011	,117	,468 <sup>**</sup>	,354 <sup>**</sup>	1	,359 <sup>**</sup>	-,352 <sup>**</sup>	,202 <sup>**</sup>	,239 <sup>**</sup>	-,160	,023	,214
	Sig. (2 extremidades)	,001	,907	,196	,000	,000		,000	,000	,024	,007	,075	,798	,017
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
MGOP	Correlação de Pearson	,276 <sup>**</sup>	,270 <sup>**</sup>	,031	,941 <sup>**</sup>	,826 <sup>**</sup>	,359 <sup>**</sup>	1	-,422 <sup>**</sup>	,763 <sup>**</sup>	,358 <sup>**</sup>	-,758 <sup>**</sup>	,036	,730 <sup>**</sup>
	Sig. (2 extremidades)	,002	,002	,733	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,688	,000
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
LAJIR_DF	Correlação de Pearson	-,115	-,061	-,048	-,475 <sup>**</sup>	-,280 <sup>**</sup>	-,352 <sup>**</sup>	-,422 <sup>**</sup>	1	-,244 <sup>**</sup>	-,156	,218	-,001	-,206
	Sig. (2 extremidades)	,203	,502	,597	,000	,002	,000	,000		,006	,083	,015	,990	,021
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
LRAT	Correlação de Pearson	,404 <sup>**</sup>	,334 <sup>**</sup>	-,064	,759 <sup>**</sup>	,764 <sup>**</sup>	,202 <sup>**</sup>	,763 <sup>**</sup>	-,244 <sup>**</sup>	1	,490 <sup>**</sup>	-,780 <sup>**</sup>	,126	,752 <sup>**</sup>
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,479	,000	,000	,024	,000	,006		,000	,000	,164	,000
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
PLEXT	Correlação de Pearson	,848 <sup>**</sup>	,712 <sup>**</sup>	-,009	,390 <sup>**</sup>	,443 <sup>**</sup>	,239 <sup>**</sup>	,358 <sup>**</sup>	-,156	,490 <sup>**</sup>	1	-,456 <sup>**</sup>	-,028	,488 <sup>**</sup>
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,918	,000	,000	,007	,000	,083	,000		,000	,760	,000
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
EndCP	Correlação de Pearson	-,338 <sup>**</sup>	-,423 <sup>**</sup>	,045	-,661 <sup>**</sup>	-,792 <sup>**</sup>	-,160	-,758 <sup>**</sup>	,218	-,780 <sup>**</sup>	-,456 <sup>**</sup>	1	-,067	-,983 <sup>**</sup>
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,620	,000	,000	,075	,000	,015	,000	,000		,461	,000
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
IMOPL	Correlação de Pearson	-,010	-,083	-,667 <sup>**</sup>	,010	,075	,023	,036	-,001	,126	-,028	-,067	1	,035
	Sig. (2 extremidades)	,909	,362	,000	,911	,410	,798	,688	,990	,164	,760	,461		,702
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124
CGLiq	Correlação de Pearson	,386 <sup>**</sup>	,474 <sup>**</sup>	-,019	,652 <sup>**</sup>	,773 <sup>**</sup>	,214	,730 <sup>**</sup>	-,206 <sup>**</sup>	,752 <sup>**</sup>	,488 <sup>**</sup>	-,983 <sup>**</sup>	,035	1
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,834	,000	,000	,017	,000	,021	,000	,000	,000	,702	
	N	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124	124

\*\* . A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

\* . A correlação é significativa no nível 0,05 (2 extremidades).

Tabela 12 - Resumo do Teste de Hipóteses do modelo com 1 defasagem

Resumo Teste U de Mann- Whitney de Amostras Independentes			
	Hipótese Nula	Sig.	Decisão
1	Distribuição de LG é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
2	Distribuição de LC é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
3	Distribuição de RTPL é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,924	Reter a Hipótese Nula
4	Distribuição de RTAT é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
5	Distribuição de RTVL é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
6	Distribuição de G_AT é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,002	Rejeitar a Hipótese Nula
7	Distribuição de MPOG é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
8	Distribuição de LAJIR_DF é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
9	Distribuição de LRAT é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
10	Distribuição de PLEXT é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
11	Distribuição de EndCP é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
12	Distribuição de IMOPL é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,639	Reter a Hipótese Nula
13	Distribuição de CGLiq é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula

Tabela 13 - Variáveis na equação do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	PLEXT	-7,900	1,552	25,901	1	,000	,000
	G_AT	-2,979	1,418	4,413	1	,036	,051
	Constante	3,459	,910	14,452	1	,000	31,789

Tabela 14 - Tabela de Classificação<sup>a</sup> do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Observado			Previsto		Porcentagem correta
			INT_RSG		
			,00	1,00	
Etapa 1	INT_RSG	,00	48	14	77,4
		1,00	10	52	83,9
Porcentagem global					80,6

a. O valor de recorte é ,500

Tabela 15 - Resumo do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	92,464 <sup>a</sup>	,473	,631

a. Estimação finalizada no número de iteração 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Tabela 16 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	8,841	8	,356

Tabela 17 - Tabela de contingência para teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

		INT_RSG = ,00		INT_RSG = 1,00		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Etapa 1	1	12	11,967	0	,033	12
	2	11	11,533	1	,467	12
	3	10	10,583	2	1,417	12
	4	10	8,889	2	3,111	12
	5	6	7,032	6	4,968	12
	6	7	5,374	5	6,626	12
	7	6	3,501	6	8,499	12
	8	0	2,002	12	9,998	12
	9	0	,870	12	11,130	12
	10	0	,250	16	15,750	16

### 6.1.1 MODELO DE VALIDAÇÃO 1:

Tabela 18 - Variáveis na equação - modelo de validação 1 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	PLEXT	-6,902	1,385	24,830	1	,000	,001
	G_AT	-4,557	1,510	9,101	1	,003	,010
	Constante	4,265	1,008	17,909	1	,000	71,147

Tabela 19 - Tabela de Classificação<sup>a</sup> do modelo de validação 1 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Observado	INT_RSG_1	Previsto		
		INT_RSG_1		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	0	51	11	82,3
	1	11	51	82,3
Porcentagem global				82,3

a. O valor de recorte é ,500

Tabela 20 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 1 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	6,626	8	,577

Tabela 21 - Resumo do modelo de validação 1 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	85,818 <sup>a</sup>	,501	,667

a. Estimação finalizada no número de iteração 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

### 6.1.2 MODELO DE VALIDAÇÃO 2:

Tabela 22 - Variáveis de Classificação do modelo de validação 2 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	G_AT	-2,609	1,306	3,990	1	,046	,074
	PLEXT	-8,329	1,661	25,150	1	,000	,000
	Constante	3,604	,892	16,307	1	,000	36,728

Tabela 23 - Tabela de Classificação<sup>a</sup> do modelo de validação 2 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Observado	INT_RSG_1	Previsto		
		INT_RSG_1		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	0	52	10	83,9
	1	9	53	85,5
Porcentagem global				84,7

a. O valor de recorte é ,500

Tabela 24 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 2 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	6,987	8	,538

Tabela 25 - Resumo do modelo de validação 2 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	82,562 <sup>a</sup>	,513	,685

a. Estimação finalizada no número de iteração 8 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

### 6.1.3 MODELO DE VALIDAÇÃO 3:

Tabela 26 - Variáveis de Classificação do modelo de validação 3 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup> G_AT	-2,796	,969	8,327	1	,004	,061
PLEXT	-9,619	1,287	55,864	1	,000	,000
Constante	2,236	,607	13,560	1	,000	9,359

Tabela 27 - Tabela de Classificação a do modelo de validação 3 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Observado	INT_RSG_1	Previsto		Porcentagem correta
		INT_RSG_1		
		0	1	
Etapa 1	0	369	6	98,4
	1	23	39	62,9
Porcentagem global				93,4

Tabela 28 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 3 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Etapa	Qui-quadrado	Df	Sig.
1	24,213	8	,002

Tabela 29 - Resumo do modelo de validação 3 com 1 defasagem temporal (PLExt e G\_AT)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	174,398 <sup>a</sup>	,341	,612

a. Estimación finalizada no número de iteração 8 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

## 6.2 MODELOS COM DUAS DEFASAGENS TEMPORAIS

Tabela 30 – Correlações de *Pearson* das variáveis independentes do modelo com 2 defasagens

		Correlações													
		LG	LC	RTPL	RTAT	RTVL	G_AT	MGOP	LAJIR_DF	LRAT	PLEXT	EndCP	IMOPL	CGLIQ	
LG	Correlação de Pearson	1	,571**	-,095	,319**	,351**	,456**	,286**	-,210*	,425**	,842**	-,346**	,031	,421**	
	Sig. (2 extremidades)		,000	,321	,001	,000	,000	,002	,026	,000	,000	,000	,742	,000	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
LC	Correlação de Pearson	,571**	1	,011	,380**	,432**	,291**	,400**	-,243**	,440**	,666**	-,488**	-,024	,582**	
	Sig. (2 extremidades)	,000		,911	,000	,000	,002	,000	,010	,000	,000	,000	,801	,000	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
RTPL	Correlação de Pearson	-,095	,011	1	-,072	-,077	,014	-,088	,023	-,112	-,110	,012	-,919**	-,001	
	Sig. (2 extremidades)	,321	,911		,453	,421	,881	,358	,811	,240	,246	,901	,000	,993	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
RTAT	Correlação de Pearson	,319**	,380**	-,072	1	,754**	,435**	,935**	-,547**	,767**	,477**	-,675**	,131	,655**	
	Sig. (2 extremidades)	,001	,000	,453		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,169	,000	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
RTVL	Correlação de Pearson	,351**	,432**	-,077	,754**	1	,376**	,823**	-,364**	,814**	,530**	-,810**	,136	,784**	
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,421	,000		,000	,000	,000	,000	,000	,000	,153	,000	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
G_AT	Correlação de Pearson	,456**	,291**	,014	,435**	,376**	1	,354**	-,348**	,309**	,564**	-,237	,030	,295**	
	Sig. (2 extremidades)	,000	,002	,881	,000	,000		,000	,000	,001	,000	,012	,750	,002	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
MGOP	Correlação de Pearson	,286**	,400**	-,088	,935**	,823**	,354**	1	-,522**	,811**	,466**	-,792**	,156	,752**	
	Sig. (2 extremidades)	,002	,000	,358	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,000	,101	,000	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
LAJIR_DF	Correlação de Pearson	-,210*	-,243**	,023	-,547**	-,364**	-,348**	-,522**	1	-,341**	-,325**	,327**	-,040	-,303**	
	Sig. (2 extremidades)	,026	,010	,811	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,000	,676	,001	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
LRAT	Correlação de Pearson	,425**	,440**	-,112	,787**	,814**	,309**	,811**	-,341**	1	,588**	-,822**	,097	,804**	
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,240	,000	,000	,001	,000	,000		,000	,000	,311	,000	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
PLEXT	Correlação de Pearson	,842**	,666**	-,110	,477**	,530**	,564**	,466**	-,325**	,588**	1	-,525**	,039	,575**	
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,246	,000	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,681	,000	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
EndCP	Correlação de Pearson	-,346**	-,488**	,012	-,675**	-,810**	-,237	-,792**	,327**	-,822**	-,525**	1	-,045	-,982**	
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,901	,000	,000	,012	,000	,000	,000	,000		,636	,000	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
IMOPL	Correlação de Pearson	,031	-,024	-,919**	,131	,136	,030	,156	-,040	,097	,039	-,045	1	,034	
	Sig. (2 extremidades)	,742	,801	,000	,169	,153	,750	,101	,676	,311	,681	,636		,721	
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	
CGLIQ	Correlação de Pearson	,421**	,582**	-,001	,655**	,784**	,295**	,752**	-,303**	,804**	,575**	-,982**	,034	1	
	Sig. (2 extremidades)	,000	,000	,993	,000	,000	,002	,000	,001	,000	,000	,000	,721		
	N	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	112	

\*\* A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

\* A correlação é significativa no nível 0,05 (2 extremidades).

Tabela 31 - Resumo de Teste de Hipóteses do modelo do modelo com 2 defasagens

Resumo Teste U de Mann- Whitney de Amostras Independentes			
	Hipótese Nula	Sig.	Decisão
1	Distribuição de LG é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,001	Rejeitar a Hipótese Nula
2	Distribuição de LC é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
3	Distribuição de RTPL é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,667	Reter a Hipótese Nula
4	Distribuição de RTAT é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
5	Distribuição de RTVL é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
6	Distribuição de G_AT é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
7	Distribuição de MPOG é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
8	Distribuição de LAJIR_DF é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
9	Distribuição de LRAT é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
10	Distribuição de PLExt é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
11	Distribuição de EndCP é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula
12	Distribuição de IMOPL é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,968	Reter a Hipótese Nula
13	Distribuição de CGLiq é a mesma entre as categorias de INT_RSG	,000	Rejeitar a Hipótese Nula

Tabela 32 - Tabela de Classificaçãoa,b do modelo com 2 defasagens temporais, sem as variáveis independentes

Observado		Previsto		
		INT_RSG_1		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 0	INT_RSG_1 0	0	56	0,0
	1	0	56	100,0
Porcentagem global				50,0

a. A constante está incluída no modelo.

b. O valor de recorte é ,500

Tabela 33 - Variáveis na equação do modelo com 2 defasagens temporais (todas as variáveis independentes)

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	LG	2,219	1,981	1,255	1	,263	9,199
	RTAT	1,276	7,033	,033	1	,856	3,581
	G_AT	-3,913	1,724	5,151	1	,023	,020
	LAJIR_DF	,259	,243	1,142	1	,285	1,296
	PLExT	-3,400	1,482	5,266	1	,022	,033
	EndCP	4,423	3,477	1,618	1	,203	83,306
	Constante	,989	1,234	,643	1	,423	2,689

Tabela 34 - Tabela de Classificação do modelo 2 defasagens temporais (todas as variáveis independentes)

Observado		Previsto		
		INT_RSG_1		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	INT_RSG_1 0	47	9	83,9
	1	11	45	80,4
Porcentagem global				82,1

a. O valor de recorte é ,500

Tabela 35 - Resumo do modelo com 2 defasagens temporais (todas as variáveis independentes)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	88,357 <sup>a</sup>	,450	,600

a. Estimação finalizada no número de iteração 8 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Tabela 36 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 2 defasagens temporais (todas as variáveis independentes)

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	3,760	8	,878

Tabela 37 - Variáveis da equação do modelo com 2 defasagens temporais (PLExT e G\_AT)

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup> G_AT	-3,863	1,414	7,464	1	,006	,021
PLExT	-3,855	,975	15,621	1	,000	,021
Constante	3,427	,842	16,553	1	,000	30,781

Tabela 38 - Tabela de Classificação do modelo com 2 defasagens temporais (PLExT e G\_AT)

Observado		Previsto		
		INT_RSG_1		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	INT_RSG_1 0	45	11	80,4
	1	11	45	80,4
Porcentagem global				80,4

a. O valor de recorte é ,500

Tabela 39 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 2 defasagens temporais (PLExt e

G\_AT)

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	11,063	8	,198

Tabela 40 - Tabela de contingência para teste de Hosmer e Lemeshow do modelo com 2

defasagens temporais (PLExt e G\_AT)

		INT_RSG_1 = 0		INT_RSG_1 = 1		Total
		Observado	Esperado	Observado	Esperado	
Etapa 1	1	10	10,845	1	,155	11
	2	9	10,097	2	,903	11
	3	10	8,752	1	2,248	11
	4	7	7,305	4	3,695	11
	5	8	6,170	3	4,830	11
	6	6	5,021	5	5,979	11
	7	3	3,551	8	7,449	11
	8	3	2,367	8	8,633	11
	9	0	1,403	11	9,597	11
	10	0	,490	13	12,510	13

Tabela 41 - Resumo do modelo com 2 defasagens temporais (PLExt e G\_AT)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	99,929 <sup>a</sup>	,390	,520

a. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

### 6.2.1 MODELO DE VALIDAÇÃO 1:

Tabela 42 - Variáveis na equação do modelo de validação 1 com 2 defasagens temporais

(PLExt e G\_AT)

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	G_AT	-2,888	1,155	6,255	1	,012	,056
	PLEXT	-3,815	,926	16,963	1	,000	,022
	Constante	2,902	,720	16,246	1	,000	18,203

Tabela 43 - Tabela de Classificação<sup>a</sup> do modelo de validação 1 com 2 defasagens temporais

(PLExt e G\_AT)

Observado		Previsto		
		INT_RSG_1		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	INT_RSG_1 0	45	11	80,4
	1	11	45	80,4
Porcentagem global				80,4

a. O valor de recorte é ,500

Tabela 44 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 1 com 2 defasagens

temporais (PLExt e G\_AT)

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	15,253	8	,054

Tabela 45 - Resumo do modelo de validação 1 com 2 defasagens temporais (PLExt e G\_AT)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	102,001 <sup>a</sup>	,378	,505

a. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

## 6.2.2 MODELO DE VALIDAÇÃO 2:

Tabela 46 - Variáveis na equação do modelo de validação 2 com 2 defasagens temporais

(PLExt e G\_AT)

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	PLEXT	-3,864	,926	17,416	1	,000	,021
	G_AT	-2,787	1,184	5,544	1	,019	,062
	Constante	2,776	,709	15,330	1	,000	16,061

Tabela 47 - Tabela de Classificação<sup>a</sup> do modelo de validação 2 com 2 defasagens temporais

(PLExt e G\_AT)

Observado		Previsto		
		INT_RSG_1		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	INT_RSG_1 0	45	11	80,4
	1	11	45	80,4
Porcentagem global				80,4

a. O valor de recorte é ,500

Tabela 48 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 2 com 2 defasagens

temporais (PLExt e G\_AT)

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	17,987	8	,021

Tabela 49 - Resumo do modelo de validação 2 com 2 defasagens temporais (PLExt e G\_AT)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	106,063 <sup>a</sup>	,356	,474

a. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

### 6.2.3 MODELO DE VALIDAÇÃO 3:

Tabela 50 - Variáveis na equação do modelo de validação 3 com 2 defasagens temporais

(PLExt e G\_AT)

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	G_AT	-3,423	,942	13,196	1	,000	,033
	PLEXT	-5,091	,819	38,662	1	,000	,006
	Constante	1,748	,547	10,206	1	,001	5,746

Tabela 51 - Tabela de Classificação<sup>a</sup> do modelo de validação 3 com 2 defasagens temporais

(PLExt e G\_AT)

Observado		Previsto		
		INT_RSG_1		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	INT_RSG_1 0	311	5	98,4
	1	32	23	41,8
Porcentagem global				90,0

a. O valor de recorte é ,500

Tabela 52 - Teste de Hosmer e Lemeshow do modelo de validação 3 com 2 defasagens

temporais (PLExt e G\_AT)

Etapa	Qui-quadrado	Df	Sig.
1	26,153	8	,001

Tabela 53 - Resumo do modelo de validação 3 com 2 defasagens temporais (PLExt e G\_AT)

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	203,420 <sup>a</sup>	,252	,445

a. Estimação finalizada no número de iteração 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.