

idp

idn

MESTRADO PROFISSIONAL EM ECONOMIA

**SUSTENTABILIDADE ECONÔMICO-FINANCEIRA DAS
CONCESSIONÁRIAS DE TRANSMISSÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA: ANÁLISE NO PERÍODO DE IMPLANTAÇÃO DOS
EMPREENDIMENTOS**

THAIS BARBOSA COELHO

Brasília-DF, 2023

THAIS BARBOSA COELHO

**SUSTENTABILIDADE ECONÔMICO-FINANCEIRA DAS
CONCESSIONÁRIAS DE TRANSMISSÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA: ANÁLISE NO PERÍODO DE IMPLANTAÇÃO
DOS EMPREENDIMENTOS**

Dissertação apresentada ao programa de Mestrado Profissional em Economia, Políticas Públicas e Desenvolvimento do Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa – IDP como parte dos requisitos para obtenção do título de mestre.

Orientador

Professor Doutor Sérgio Jurandyr Machado

Brasília-DF 2023

THAIS BARBOSA COELHO

**SUSTENTABILIDADE ECONÔMICO-FINANCEIRA DAS
CONCESSIONÁRIAS DE TRANSMISSÃO DE ENERGIA
ELÉTRICA: ANÁLISE NO PERÍODO DE IMPLANTAÇÃO
DOS EMPREENDIMENTOS**

Dissertação apresentada ao programa de Mestrado Profissional em Economia, Políticas Públicas e Desenvolvimento do Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa – IDP como parte dos requisitos para obtenção do título de mestre.

Aprovado em 04 / 05 / 2023

Banca Examinadora

Prof. Dr. Sérgio Jurandyr Machado - Orientador

Prof. Dr. Thiago Costa Monteiro Caldeira

Prof. Dr. Adriana Bruscato Bortoluzzo

C672 Coelho, Thais Barbosa
Sustentabilidade econômico-financeira das concessionárias de
transmissão de energia elétrica: análise no período de implantação dos
empreendimentos / Thais Barbosa Coelho. – Brasília: IDP, 2023.

60 p.
Inclui bibliografia.

Trabalho de Conclusão de Curso (Tese/Dissertação) – Instituto Brasileiro de
Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa – IDP, Curso de Mestrado Profissional
em Economia, Brasília, 2023.

Orientador: Prof. Dr. Sérgio Jurandyr Machado.

1. Transmissão de energia elétrica. 2. Gastos eficientes. 3. Crescimento
econômico. 4. Empresas insolventes. I. Título.

CDD: 332

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Ministro Moreira Alves
Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa

RESUMO

Gastos eficientes em infraestrutura aumentam a produção de bens e serviços e contribuem com o crescimento econômico. Nesse cenário, o segmento de transmissão de energia elétrica reveste-se de grande relevância por ser o responsável pelo transporte de grandes blocos de energia entre os centros de geração e o de consumo, especialmente em um país continental como o Brasil. O objetivo principal deste estudo é propor um modelo de antecipação do fracasso empresarial especificamente desenvolvido para as transmissoras de energia elétrica no período de implantação dos empreendimentos. Para tanto, utilizamos as informações contábeis de uma amostra de empresas deste segmento à qual aplicamos a análise discriminante e a regressão logística. Os resultados obtidos mostram que a análise discriminante é o método mais consistente para a predição, além de indicar ELP/EBITDA, ELP/AT e PL/CAPEX como as variáveis mais relevantes para detecção *ex-ante* das empresas insolventes.

Palavras-chaves: Transmissão de energia elétrica; Gastos Eficientes; Crescimento Econômico; Empresas insolventes; Análise Discriminante.

ABSTRACT

Efficient infrastructure spending increases the production of goods and services and contributes to economic growth. In this scenario, the electricity transmission segment is of great importance as it is responsible for transporting large blocks of energy between the generation and consumption centers, especially in a continental country like Brazil. The main objective of this study is to propose a business failure anticipation model specifically developed for electricity transmission companies during the implementation period of the projects. To do so, we used the accounting information of a sample of companies in this segment to which we applied discriminant analysis and logistic regression. The results obtained show that the discriminant analysis is the most consistent method for prediction, and also indicate ELP/EBITDA, ELP/AT and PL/CAPEX as the most relevant variables for ex-ante detection of insolvent companies.

Keywords: Electric Power Transmission; Efficient Expenditures; Economic Growth; Insolvent Companies; Discriminant Analysis.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
AT	Ativo
BMP	Instituto Brasileiro de Direito Público
CAPEX	Capital Expenditure
EBITDA	Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization
ELP	Empréstimos de Longo Prazo (Empréstimos do Passivo Circulante + Empréstimos do Passivo Não Circulante)
PL	Patrimônio Líquido
RAP	Receita Anual Permitida

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1

Matriz de correlação entre as variáveis de teste

34

Figura 2

Resultados *stepwise* análise discriminante (Amostra 25/75)

38

Figura 3

Resultados *stepwise* análise discriminante (Amostra 50/50)

39

Figura 4

Resultados *stepwise* análise discriminante (Amostra Geral)

40

Figura 5

Resultados melhor AIC da regressão logística (Amostra 25/75)

41

Figura 6

Resultados melhor AIC da regressão logística (Amostra 50/50)

42

Figura 7

Resultados melhor AIC da regressão logística (Amostra Geral)

43

Figura 8

Comparação da mediana dos indicadores entre empresas doentes e saudáveis financeiramente

46

Figura 8

Mediana dos indicadores das empresas saudáveis nos últimos 24 meses

46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Percentual de acerto de modelos construídos com análise discriminante	17
Tabela 2 <i>Covenants</i> mais utilizados em contratos de financiamento privado	21
Tabela 3 Variáveis de teste dos modelos	27
Tabela 4 Transmissoras que compõem a amostra	29
Tabela 5 Resultados Modelo Geral	35
Tabela 6 Resultados Modelos com Validação Cruzada	37
Tabela 7 Medidas descritivas das variáveis significativas dos modelos discriminantes	44

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
3	METODOLOGIA	23
3.1	Métodos de análise.....	24
3.2	Variáveis testes.....	25
3.3	Limitações.....	27
3.4	Seleção da amostra.....	28
4	RESULTADOS	34
4.1	Resultados do Modelo Geral e dos Modelos com Validação Cruzada.....	35
4.2	Variáveis Explicativas Mais Relevantes.....	38
5	CONCLUSÃO	49
	Referências	52
	Apêndice	55

1



1

INTRODUÇÃO

O regime de concessão e permissão de serviço público é disciplinado pelas Leis nº 8.987 e nº 9.074, ambas de 1995. Essas leis definem que o serviço público deve ser delegado pelo Poder Concedente, por meio de licitação, a pessoa jurídica ou consórcio de empresas que possua capacidade pela prestação do serviço, por sua conta e risco e prazo determinado.

No segmento de transmissão de energia elétrica as concessões são formalizadas por meio de contratos de concessão celebrados entre o Poder Concedente, representado pela Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL, e as concessionárias. O prazo de concessão é de 30 anos, podendo ser prorrogado por no máximo igual período, conforme §3º do artigo 4º da Lei nº 8.987, de 1995.

A prestação do serviço transmissão é precedida de obras e, por isso, os contratos de concessão preveem um período de implantação das instalações de transmissão e um período de operação comercial dessas instalações. Desde 2016, esses contratos apresentam cláusulas de incentivo à antecipação da operação comercial desde que atendidas determinadas condições. O período de implantação se refere àquele no qual a concessionária executa as etapas necessárias para instalação do empreendimento, de acordo com um cronograma de implantação integrante do contrato. Neste período não há recebimento de receita pela concessionária.

Após a implantação, inicia-se o período de operação comercial das instalações que vigora até o fim da concessão. É neste período que o serviço é efetivamente prestado. Assim, como contrapartida, a concessionária recebe a Receita Anual Permitida – RAP, um valor anual, pago em duodécimos mensais, que é composto de uma parcela necessária a amortização e remuneração dos investimentos realizados e de uma receita devida pelo serviço de operação e manutenção das instalações, acrescidos dos encargos e impostos legais.

Nesse contexto, observa-se que o período mais sensível para a concessão é o de implantação, uma vez que é nele que o empreendedor realiza o desembolso principal, ainda sem recebimento de receitas vinculadas a concessão, restando apenas investimentos e gastos residuais para o período de operação comercial. Assim, para participar da licitação pública de empreendimentos de transmissão realizada pela ANEEL, o licitante deve realizar a estruturação econômico-financeira do seu negócio, com o objetivo de estipular o retorno esperado pelo empreendedor e, em contrapartida, prestar o serviço que foi contratado.

Em caso de inobservância das obrigações decorrentes dos contratos, a concessionária está sujeita a vários tipos de penalidades, sendo a caducidade da concessão a penalidade mais grave. Destaca-se como evento motivador da declaração de caducidade pelo Poder Concedente a perda das condições econômicas para manter a adequada prestação do serviço concedido ou permitido, conforme artigo 38º, §1º, inciso IV da Lei nº 8.987, de 1995. Nesse sentido, consubstancia-se tarefa relevante para o regulador avaliar a evolução econômico-financeira das concessionárias, em especial na fase de implantação do empreendimento de transmissão.

Dos 374 contratos de concessão de transmissão celebrados de 1999 até 2021, 7,5% tiveram outorgas caducadas (ver Anexo A). Verifica-se ainda que todas as caducidades formalizadas em outorgas de transmissão ocorreram no período de implantação e estavam associadas, entre outros fatores, à sustentabilidade econômico-financeira da concessão.

Ocorre que as análises de recomendação de caducidade de contratos de transmissão realizadas pela ANEEL se baseiam primordialmente nos descumprimentos dos marcos do cronograma físico de implantação do empreendimento. Não existe, no aspecto econômico-financeiro, um critério objetivo (e exaustivo) de identificação da incapacidade da concessionária para a manutenção da outorga.

Nesse sentido, o objetivo desse estudo é examinar quais são os indicadores econômico-financeiros das empresas responsáveis pelos empreendimentos de transmissão em implantação que podem ser adotados como indicativo contratual de desenvolvimento adequado (inadequado) do projeto, a exemplo dos marcos do cronograma físico. Ou seja, em que medida indicadores econômico-financeiros da

concessionária são capazes de explicar o sucesso na implantação dos empreendimentos de transmissão de energia elétrica licitados?

A resposta para essa questão visa munir o órgão regulador e a própria concessionária de instrumentos que permitam a gestão da outorga com maior rigor e racionalidade, em benefício do usuário do serviço, facilitando a identificação de eventual insustentabilidade econômico-financeira que conduza à perda irremediável das condições necessárias à implantação do empreendimento licitado. A identificação antecipada de uma provável caducidade permite a tomada de providências necessárias para a recontração do objeto caducado ou para o replanejamento do sistema de transmissão, além da busca de solução mitigadoras em razão da não entrega do serviço, com vistas a não comprometer o suprimento de energia elétrica e a confiabilidade do sistema de transmissão.

2



2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Modelos de previsão de estresse financeiro corporativo são ferramentas usadas por acionistas, investidores e reguladores para avaliar o risco de crédito de uma empresa. A abordagem tradicional para mensuração da probabilidade de inadimplência é computar o risco de falência dessa empresa a partir de dados contábeis obtidos em demonstrações financeiras, utilizando-os como preditores.

Desde meados do século XX, estudiosos buscam utilizar as demonstrações financeiras das firmas como instrumentos de previsão de solvência. Inicialmente eram empregadas análises univariadas de indicadores, destacando-se a contribuição de Beaver (1966) que realizou uma verificação empírica da capacidade preditiva dos dados contábeis a partir da média dos indicadores de cada grupo: falidas e não falidas. Os índices associados a rentabilidade, liquidez e solvência prevaleceram como indicadores mais significativos nesses estudos.

Contudo, a análise univariada é suscetível a interpretações duvidosas e potencialmente confusas por não considerar os indicadores financeiros das empresas de forma simultânea (ALTMAN, 2013). Em razão das limitações de utilização e interpretação dos resultados decorrentes dessa técnica de análise, surgiu a necessidade de combinar as várias medidas financeiras em um modelo preditivo multivariado. Técnicas de análise multivariada, ou seja, técnicas estatísticas que simultaneamente analisam múltiplas medidas associadas a uma empresa sob análise, passaram então a ser empregadas nesse contexto. Duas delas, a análise discriminante e a regressão logística, figuram entre as mais utilizadas no exame do risco de crédito, sendo ambas utilizadas para identificação de grupos na forma descrita por Hair Jr. *et al.* (2009):

A análise discriminante múltipla e a regressão logística encontram amplas aplicações em situações nas quais o objetivo principal é identificar o grupo ao qual um objeto (p.ex., uma pessoa,

uma firma ou um produto) pertence. Aplicações potenciais incluem prever o sucesso ou fracasso de um novo produto, decidir se um estudante deve ser aceito em uma faculdade, classificar estudantes quanto a interesses vocacionais, determinar a categoria de risco de crédito de uma pessoa, ou prever se uma empresa terá sucesso. Em cada caso, os objetos recaem em grupos, e o objetivo é prever ou explicar as bases para a pertinência de cada objeto a um grupo através de um conjunto de variáveis independentes selecionadas pelo pesquisador.

Altman discutiu a análise discriminante em profundidade e desenvolveu, em 1968, o modelo basilar de risco de insolvência associado a esta técnica: o Z-Score. Trata-se de uma análise linear de 22 variáveis potencialmente úteis, coletadas das informações financeiras declaradas pelas empresas e classificadas em cinco categorias: liquidez, rentabilidade, alavancagem, solvência e atividade. A amostra inicial era composta por 66 corporações, com 33 empresas em cada um dos grupos: falido e não falido, sendo que o segundo grupo consistia em uma amostra pareada, por setor e tamanho, com o primeiro grupo. A função discriminante obtida era constituída de cinco indicadores: i) capital de giro / ativo total; ii) lucros retidos / ativo total; iii) lucro antes de juros e impostos / ativo total; iv) valor de mercado do patrimônio líquido / valor contábil do passivo total; e v) vendas / ativo total (ALTMAN, 2013).

Diversos modelos baseados na análise discriminante foram desenvolvidos na sequência, mas nenhum apresentou índice de acerto na predição tão bom quanto o Z-Score, conforme levantamento realizado por Guimarães e Moreira (2008).

Tabela 1: Percentual de acerto de modelos construídos com análise discriminante

Autor	Ano do desenvolvimento do modelo	Quantidade de empresas analisadas		Setor	Anos antes da quebra	Percentual de acerto (%)
		Boas	Ruins			
Altman	1968	33	33	Diversos	1	93,9
Elizabetsky	1976	274	99	Confecções	1	69
Matias	1978	50	50	Diversos	1	74
Altman	1979	35	23	Diversos	1	80
Pereira	1982	194	61	Indústria	1	74
Pereira	1982	40	18	Comércio	1	79
Barth	2003	726	726	Diversos	1	72

FONTE: Guimarães e Moreira (2008).

De outra maneira, Ohlson (1980) utilizou a regressão logística para apresentar modelos preditores de falência com base em observações de 105 empresas falidas e 2.058 empresas não falidas, do período de 1970 a 1976, e identificou quatro fatores básicos como estatisticamente significativos na probabilidade de falha: (i) o tamanho da empresa; (ii) indicadores da estrutura financeira; (iii) indicadores de desempenho; e (iv) indicadores de liquidez corrente. As taxas de erro de previsão dos modelos foram maiores do que as obtidas tanto no estudo original de Altman, em 1968, quanto na maioria dos outros estudos que usaram dados extraídos de períodos anteriores a 1970. Contudo, o autor chama atenção para o cuidado de não se utilizar, em modelos preditivos, dados contábeis pós falência, para evitar a interferência dos dados contaminados pela insolvência na capacidade preditiva do modelo.

Partindo para estudos mais recentes, Guimarães e Moreira (2008) elaboraram um modelo de previsão de insolvência de empresas brasileiras por meio da análise discriminante e com base em indicadores contábeis.

Os registros contábeis refletem as ações dos gestores das firmas e essas ações devem ser orientadas pela racionalidade econômica que, segundo a teoria da firma, é a maximização do lucro ou da riqueza do acionista. Maximizar a riqueza do acionista significa alocar recursos em ativos cujos riscos sejam compatíveis com seus retornos ou escolher a estrutura ótima de capital ou, ainda, minimizar custos. Todas estas ações podem ser extraídas de indicadores contábeis.

O modelo proposto apresentou índice de acerto de 86% e permitiu concluir que os indicadores contábeis com maior poder de previsão de insolvência foram: o capital de giro líquido em relação ao ativo total, a proporção entre o montante de recursos de terceiros em relação aos recursos próprios, montante dos recursos próprios disponíveis e a proporção do fluxo de caixa da empresa em relação as suas despesas financeiras. De acordo com os autores, “essas variáveis evidenciam, respectivamente, as decisões financeiras sobre estrutura de ativos, estrutura de capital e a geração de caixa”.

Gimenes e Uribe-Opazo (2001) utilizaram as duas técnicas estatísticas, análise discriminante e regressão logística (ou logit), para obter modelos de previsão de insolvência para sociedades cooperativas agropecuárias paranaenses a partir dos demonstrativos contábeis dessas entidades. O modelo discriminante apresentou um nível de acerto de 75% contra 50% do modelo logit para a classificação de

insolventes. Por outro lado, na classificação de solventes, o modelo logit resultou em um nível de acerto de 96,2% contra 92,3% do modelo discriminante. Os autores concluíram então que o modelo discriminante obteve melhor desempenho preditivo pois minimizou o erro do tipo I – classificar como solvente uma cooperativa insolvente.

O número de estudos restritos a empresas do setor de energia é relativamente pequeno na literatura sobre o assunto, em especial aqueles com foco em empresas brasileiras. Na literatura nacional, destaca-se o trabalho realizado por Scalzer *et al.* (2015) – com o emprego da regressão logística – que revelou, dentre as variáveis financeiras e operacionais do período de até dois anos que antecede a insolvência das distribuidoras, a relevância dos seguintes indicadores: i. Índice de Cobertura dos Juros: as empresas têm dificuldade de pagamento de juros de dívidas antes de se tornarem insolventes; ii. Liquidez Geral: houve queda na relação entre os ativos totais com os passivos totais; e iii. Frequência Equivalente de Interrupção Realizada (FEC)/FEC Regulatório: a frequência na interrupção da prestação do serviço aumentou próximo a insolvência.

Na literatura internacional, destaca-se o estudo voltado para o setor de energia europeu desenvolvido por Doumpos *et al.* (2017), que propuseram um modelo de previsão de falhas corporativas para empresas desse setor, baseado numa abordagem de decisão multicritérios, considerando não apenas as variáveis financeiras das empresas, mas também os dados relacionados a economia, negócios e meio ambiente nacionais, além das características específicas do mercado de energia elétrica de cada país da amostra. Os autores constataram que os dados referentes a qualidade e confiabilidade das redes de energia, sustentabilidade energética, o tamanho e a abertura do mercado de energia de um país podem fornecer informações adicionais valiosas sobre a previsão de falência, em comparação com os atributos das empresas e do ambiente macroeconômico.

Não foram identificadas pesquisas de previsão de falha específicas para o segmento de transmissão de energia elétrica. Neste segmento, os investimentos são geralmente realizados por meio de contratos de dívida privada, na modalidade de *Project Finance*. Via de regra, os contratos de financiamento são celebrados na fase de implantação dos empreendimentos e quitados ao longo do período de operação comercial, quando a transmissora faz jus a receita pela prestação do serviço.

Uma característica usual desses contratos é a existência de *covenants*, compromissos assumidos pelos devedores, em grande parte associados às suas demonstrações financeiras, que servem para proteger os interesses dos credores. Dessa forma, os *covenants* devem estar associados às informações do devedor que possam indicar eventual incapacidade de honrar com o pagamento da dívida, o que, no caso das transmissoras de energia elétrica, pode sinalizar que o empreendimento não terá condições econômico-financeiras de ser implantado.

De acordo com Borges (1999), os *covenants* mais utilizados em *Project Finance* são: limitação do grau de endividamento da empresa, limitação ou impedimento para contrair novas obrigações, e manutenção de capital de giro mínimo. De Lima (2014) cita ainda a existência de *covenants* usuais associados à restrição da distribuição de dividendos acima do mínimo obrigatório, compromisso de aporte de capital pelos acionistas, vedação à alteração de controle acionário, vedação à constituição de garantias para terceiros, manutenção de capital de giro mínimo e índice de cobertura do serviço da dívida (ICSD).

Contudo, de forma mais abrangente, Demerjian *et al.* (2016) obtiveram as definições padrão dos *covenants* mais utilizados em contratos de financiamento privados em estudo sobre a probabilidade de violação dessas cláusulas restritivas. Para tanto, os autores utilizaram bancos de dados com informações globais de contratos de dívida privada. Esses *covenants* e suas definições estão apresentados na Tabela 2.

Tabela 2: Covenants mais utilizados em contratos de financiamento privado

Covenants	Definição
Cobertura de juros mínima	EBITDA ¹ / Despesa com juros
Cobertura de juros pagos mínima	EBITDA / juros pagos
Cobertura de carga fixa mínima	EBITDA / (Despesa com juros + Principal + despesa com aluguéis)
Cobertura do serviço da dívida mínima	EBITDA / (Despesa com juros + Principal)
Dívida / EBITDA máxima	Dívida / EBITDA
Dívida de longo prazo / EBITDA máxima	Dívida de longo prazo / EBITDA
Alavancagem máxima	Dívida / Ativo
Alavancagem principal máxima	Dívida de longo prazo / Ativo
Dívida pelo Patrimônio Líquido Tangível máxima	Dívida / (Patrimônio Líquido - Ativo Intangível)
Dívida pelo Patrimônio Líquido máxima	Dívida / Patrimônio Líquido
Liquidez corrente mínima	Ativo Circulante / Passivo Circulante
<i>Quick Ratio</i> mínimo	(Contas a receber + caixa e equivalentes) / Passivo Circulante
EBTIDA mínimo	EBTIDA
Patrimônio Líquido mínimo	Patrimônio Líquido
Patrimônio Líquido Tangível mínimo	Patrimônio Líquido - Ativo Intangível

Fonte: Demerjian et al. (2016)

¹ Sigla em inglês para Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization

3



3

METODOLOGIA

Para estimar a importância relativa dos indicadores financeiros na previsão de sucesso no desenvolvimento dos empreendimentos de transmissão de energia foram utilizados os dados do Balancete Mensal Padronizado – BMP das transmissoras, disponibilizados pela ANEEL em seu endereço eletrônico², que permitiram replicar os *covenants* descritos em Demerjian *et al.* (2016) aplicáveis no contexto da pesquisa. Os indicadores obtidos foram utilizados como variáveis de teste em modelos de análise discriminante múltipla e de regressão logística, para a avaliação comparativa dos resultados. O exame conjunto por meio de dois métodos distintos de análise multivariada buscou dar robustez aos resultados encontrados.

De acordo com a ANEEL, no segmento de distribuição de energia elétrica brasileiro são monitorados 16 indicadores representativos de 7 dimensões das distribuidoras de energia: endividamento, eficiência, investimentos, rentabilidade, *pay-out ratio*, operacional e renovação dos contratos. O acompanhamento desses indicadores possibilita a utilização da dimensão econômico-financeira das concessionárias de distribuição como instrumento de prevenção ao risco sistêmico no setor elétrico e de desenvolvimento de um mercado mais robusto (ANEEL, 2016).

Parcela majoritária da literatura sobre risco de crédito é voltada para empresas que já se encontram em operação. Entretanto, uma vez que nesta análise a totalidade de empresas encontra-se em fase pré-operacional, algumas das variáveis utilizadas nos estudos supracitados e no acompanhamento realizado no segmento de distribuição – por exemplo, a frequência de interrupção na prestação do serviço – não estavam disponíveis.

² <http://informacoesbmp.aneel.gov.br/>

Além disso, a pesquisa visava o aprimoramento da gestão das outorgas de transmissão a partir da identificação de como os indicadores econômico-financeiros das transmissoras (isto é, a condução do negócio pela concessionária) poderia explicar o sucesso de um empreendimento, de maneira similar ao que é feito no segmento de distribuição de energia. Dessa forma, a influência direta do ambiente macroeconômico foi negligenciada para fins desse estudo, sendo considerada tão somente a influência indireta desse ambiente sobre os indicadores.

3.1 Métodos de análise

A análise discriminante e a regressão logística são descritas abaixo por meio das equações (1) e (2), respectivamente:

$$Z_{jk} = a + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_nX_{nk} \quad (1)$$

onde

Z_{jk} = score Z discriminante da função discriminante j para o objeto k

a = intercepto

W_i = peso discriminante para a variável independente i

X_{ik} = variável independente i para o objeto k

$$\text{Logit}_i = \ln\left(\frac{\text{prob evento}}{1-\text{prob evento}}\right) = b_0 + b_1X_1 + \dots + b_nX_n \quad (2)$$

onde

Logit_i = valor logit do objeto i

prob evento = probabilidade de sucesso do objeto i

b_n = coeficiente da variável independente n

X_n = variável independente n para o objeto i

Segundo Hair Jr. *et al* (2009), a função discriminante é composta por uma variável estatística discriminante, chamada score Z, que é a combinação linear das duas ou mais variáveis independentes com melhor capacidade de discriminar os objetos nos grupos definidos *a priori*. Neste método de análise, é necessário observar a igualdade das matrizes de covariância e a multicolinearidade entre as variáveis independentes, sendo que esta última pode reduzir sensivelmente o impacto estimado dessas variáveis. Como instrumento de ajuste do modelo, pode-se utilizar a matriz de classificação em uma amostra de validação. Além disso, quando o método *stepwise*³ é utilizado, um meio adicional de interpretar o poder discriminatório das variáveis de teste é o uso dos Valores F parciais: Valores F grandes indicam maior poder discriminatório.

Já a regressão logística, de acordo com os mesmos autores, tem a vantagem de ser menos afetada do que a análise discriminante quando as suposições básicas, particularmente a normalidade das variáveis, não são satisfeitas. Nesta regressão, ao invés de minimizar os mínimos quadrados, busca-se maximizar a probabilidade de que um evento ocorra pelo uso da máxima verossimilhança na estimação. Assim, a probabilidade de sucesso de cada objeto pode ser obtida a partir do valor logit ou da razão de desigualdades, que é a medida dependente da equação (2). A matriz de classificação do modelo obtido em uma amostra de validação é também uma abordagem de medição da capacidade preditiva desse método.

A análise foi realizada por meio dos *softwares* R e Excel.

3.2 Variáveis de teste

Nos métodos de análise apresentados no item anterior, os *covenants* descritos por Demerjian *et al.* (2016) representam as variáveis independentes, com exceção daqueles que utilizam as informações de despesas com juros e juros pagos. Isso porque, de modo geral, a estruturação econômico-financeira dessas outorgas é feita de forma que as concessionárias se financiem no período de implantação e paguem suas dívidas – e os juros associados a elas – apenas no período de operação comercial, quando há o recebimento da RAP.

³ O processo de estimação *stepwise* é aquele no qual as variáveis independentes entram sequencialmente de acordo com o poder discriminatório que elas acrescentam à previsão de pertinência no grupo (Hair Jr. *et al*, 2009)

Além disso, como ainda não existe recebimento de receita no período de implantação, utilizou-se, como proxy do EBITDA, a diferença entre o valor da RAP disponível nos contratos de concessão e os custos operacionais calculados com os parâmetros regulatórios utilizados pela ANEEL (multiplicação do percentual de operação e manutenção pelo CAPEX⁴ regulatório, que é o utilizado no cálculo da RAP teto da licitação).

Por fim, de acordo com De Lima (2014) “em geral, os patrocinadores aportam (...) entre 10% a 30% do capital necessário para o projeto, sendo o resto financiado”. Dessa maneira, optamos por substituir os *covenants* de Patrimônio Líquido mínimo e Patrimônio Líquido Tangível mínimo pela relação entre Patrimônio Líquido e o CAPEX regulatório, na busca de se validar a observação deste autor e obter um indicador mais apropriado para o contexto da pesquisa.

A Tabela 3 apresenta então as variáveis de teste que foram utilizadas nos métodos de análise com as definições adaptadas de acordo com os dados retirados dos BMP disponibilizados pela ANEEL.

⁴ Sigla em inglês para Capital Expenditure

Tabela 3: Variáveis de teste dos modelos

Covenants	Definição
Dívida / EBITDA máxima	$(\text{Empréstimos do Passivo Circulante} + \text{Empréstimos do Passivo Não Circulante}) / \text{EBITDA proxy} - \text{Emp/EBITDA}$
Dívida de longo prazo / EBITDA máxima	$(\text{Empréstimos do Passivo Não Circulante}) / \text{EBITDA proxy} - \text{ELP/EBITDA}$
Alavancagem máxima	$(\text{Empréstimos do Passivo Circulante} + \text{Empréstimos do Passivo Não Circulante}) / \text{Ativo} - \text{Emp/AT}$
Alavancagem principal máxima	$(\text{Empréstimos do Passivo Não Circulante}) / \text{Ativo} - \text{ELP/AT}$
Dívida pelo Patrimônio Líquido Tangível máxima	$(\text{Empréstimos do Passivo Circulante} + \text{Empréstimos do Passivo Não Circulante}) / (\text{Patrimônio Líquido} - \text{Ativo Intangível}) - \text{Emp/(PL-IN)}$
Dívida pelo Patrimônio Líquido máxima	$(\text{Empréstimos do Passivo Circulante} + \text{Empréstimos do Passivo Não Circulante}) / \text{Patrimônio Líquido} - \text{Emp/PL}$
Liquidez corrente mínima	$\text{Ativo Circulante} / \text{Passivo Circulante} - \text{AC/PC}$
<i>Quick Ratio</i> mínimo	$(\text{Contas a receber} + \text{Caixa e Equivalentes de Caixa}) / \text{Passivo Circulante} - \text{QR}$
EBTIDA mínimo	$\text{EBITDA proxy} - \text{EBITDA}$
Patrimônio Líquido mínimo	Patrimônio Líquido / CAPEX Regulatório (em substituição ao covenant levantado por Demerjian et al. (2016)) – PL/CAPEX
Patrimônio Líquido Tangível mínimo	

Fonte: Elaboração própria

3.3 Limitações

Por estar voltado à análise da sustentabilidade econômico-financeira das concessionárias de transmissão de energia elétrica no período de implantação do empreendimento, este estudo possui algumas delimitações específicas.

A primeira delas é que foram considerados apenas os contratos resultantes de licitação pública. Alguns contratos de concessão de transmissão antecedem o início das licitações de empreendimentos de transmissão, ocorrido em 1999, após a publicação das Leis nº 8.987 e nº 9.074, ambas de 1995. Esses contratos, prorrogados em 2013 e por isso conhecidos como contratos prorrogados, têm regulação econômico-financeira específica fixada após o período de implantação, uma vez que as instalações já estavam em operação comercial quando foram formalizados. Os contratos de agentes equiparados às concessionárias de transmissão nos termos da Lei nº 12.111, de 2009, e os contratos firmados em virtude da segregação de atividades de transmissão e distribuição disciplinada na Lei nº 10.848, de 2004, também não foram considerados.

Outra delimitação refere-se ao período de operação comercial das instalações contratadas, o qual não foi objeto de análise.

Por fim, a pesquisa foi limitada pela disponibilidade de dados. Verificou-se que grande parte das transmissoras caducadas não encaminhou as informações contábeis após a assinatura do contrato de concessão, mesmo diante da obrigatoriedade do envio imposta pelo Manual de Contabilidade do Setor Elétrico. Para reduzir o viés de análise decorrente desta limitação, optou-se por incluir no grupo de empresas insolventes, aquelas transmissoras que sofreram dificuldades econômico-financeiras no período de implantação, mas que não foram caducadas por conta de troca de controle acionário da empresa.

3.4 Seleção da amostra

A amostra foi constituída por 80 transmissoras, distribuídas da seguinte forma: i) 20 transmissoras que apresentaram dificuldades econômico-financeiras para a implantação dos empreendimentos a ela concedidos, sendo 9 transmissoras caducadas, que são aquelas com dados disponíveis dentre as apresentadas no Anexo A, 2 transmissoras com discussão administrativa de caducidade e 9 transmissoras que sofreram dificuldades econômico-financeiras no período de implantação, mas que não foram caducadas por conta de troca de controle acionário da empresa; e ii) 60 transmissoras sem dificuldades econômico-financeiras e com sucesso na implantação do empreendimento, sendo identificadas 3 transmissoras de forma pareada em tamanho e condições de outorga com cada transmissora do grupo que apresentou dificuldades econômico-financeiras. A

semelhança em tamanho foi garantida pela seleção de transmissoras com RAP equivalentes.

Em relação as condições de outorga, as transmissoras foram escolhidas considerando-se a proximidade temporal da licitação entre os empreendimentos concedidos, dando preferência às concessões que foram licitadas no mesmo leilão. A data de entrada em operação comercial dos empreendimentos de transmissão licitados depende da performance de cada concessionária, portanto, não foi possível parear as concessões por esta data. Contudo, o pareamento por proximidade temporal da licitação realizado permitiu compor a amostra por transmissoras que implantaram seus empreendimentos em uma mesma janela temporal e que, por isso, estavam sujeitas, de modo geral, às mesmas condições regulatórias e macroeconômicas.

O pareamento por tamanho e condições de outorga é especialmente importante para a implementação da análise discriminante pois auxilia a isentar o poder discriminatórios das variáveis de teste das condições alheias ao comportamento e condução da própria concessionária. Por outro lado, a constituição de uma amostra pareada restringiu a utilização das outras 294 concessões licitadas até 2021, que não puderam ser aproveitadas nas condições estabelecidas.

Para as transmissoras identificadas na Tabela 4 como Transmissora A, B e K, selecionou-se apenas 2 empresas pareadas, pois, como estas concessionárias colocaram os projetos em operação comercial após a troca de controle acionário, considerou-se que se tratava de uma empresa com dificuldade financeira (até a troca de controle) e uma empresa sem dificuldade financeira (pós troca de controle).

A Tabela 4 apresenta as transmissoras que compõem a amostra. Informações mais detalhadas dessas concessões estão disponíveis no Anexo B.

Tabela 4: Transmissoras que compõem a amostra

COM DIFICULDADE FINANCEIRA	PAREADAS SEM DIFICULDADE FINANCEIRA
ATE XVI TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - ATE XVI	PARANAÍBA TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – PARANAIBA MATRINCHÃ TRANSMISSORA DE ENERGIA (TP NORTE) S.A. - TP NORTE TRANSMISSORA JOSÉ MARIA DE MACEDO DE ELETRICIDADE S.A. - JMM

COM DIFICULDADE FINANCEIRA	PAREADAS SEM DIFICULDADE FINANCEIRA
ATE XVII TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - ATE XVII	VALE DO SÃO BARTOLOMEU TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – VSB TRIÂNGULO MINEIRO TRANSMISSORA S.A. – TMT TRIÂNGULO MINEIRO TRANSMISSORA S.A. - ENERGISA GOIAS I
ATE XVIII TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - ATE XVIII	CANARANA TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – CANARANA MIRACEMA TRANSMISSORA DE ENERGIA ELÉTRICA S.A. – MIRACEMA HORIZON TRANSMISSÃO MA I S.A. - HORIZON MA I
ATE XIX TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - ATE XIX	ESPERANZA TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – ESPERANZA CANTAREIRA TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – CANTAREIRA TRANSMISSORA SUL LITORÂNEA DE ENERGIA S.A. - TSLE
ATE XX TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - ATE XX	ODOYÁ TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – ODOYA ENERGISA PARÁ TRANSMISSORA DE ENERGIA I S.A. - ENERGISA PARA I ETAP EMPRESA TRANSMISSORA AGRESTE POTIGUAR S.A. - ETAP
ATE XXI TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - ATE XXI	MATA DE SANTA GENEVRA TRANSMISSAO S.A. – MSG EQUATORIAL TRANSMISSORA 4 SPE S.A. - EQUATORIAL 4 TRANSMISSORA PARAÍSO DE ENERGIA S.A. - TPE
LINHAS DE ITACAIÚNAS TRANSMISSORA DE ENERGIA LTDA. - ITACAIUNAS	SÃO JOÃO TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - SÃO JOAO SÃO PEDRO TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A - SÃO PEDRO INTERLIGAÇÃO ELÉTRICA AGUAPEI S.A. - AGUAPEI
LINHAS DE LARANJAL TRANSMISSORA DE ENERGIA LTDA. - LARANJAL	SE VINEYARDS TRANSMISSÃO DE ENERGIA S.A. – VINEYARDS TRANSMISSORA CAMPINA GRANDE IGARAÇU S.A. – IGARACU SUBESTAÇÃO ÁGUA AZUL SPE S.A. - AGUA AZUL
PARAÍSO TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – PARAISO	FRONTEIRA OESTE TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – FOTE HORIZON TRANSMISSÃO ES S.A. - HORIZON ES TRANSMISSORA DE ENERGIA CAMPINAS -ITATIBA SPE S.A. - CAMPITIBA
TRANSMISSORA A* (até troca de controle acionário)	TRANSMISSORA A* (pós troca de controle acionário) EQUATORIAL TRANSMISSORA 6 SPE S.A. - EQUATORIAL 6

COM DIFICULDADE FINANCEIRA	PAREADAS SEM DIFICULDADE FINANCEIRA
	EQUATORIAL TRANSMISSORA 3 SPE S.A. - EQUATORIAL 3
TRANSMISSORA B* (até troca de controle acionário)	TRANSMISSORA B* (pós troca de controle acionário) GUARACIABA TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A - TP SUL GIOVANNI SANGUINETTI TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - GSTE
TRANSMISSORA C*	PANTANAL TRANSMISSAO S.A. – PANTANAL BRILHANTE II TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - BRILHANTE II LAGO AZUL TRANSMISSÃO S.A. - LAGO AZUL
TRANSMISSORA D*	MARIANA TRANSMISSORA DE ENERGIA ELÉTRICA S.A. – MARIANA OURILÂNDIA DO NORTE TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – ONTE COLINAS TRANSMISSORA DE ENERGIA ELÉTRICA S.A. – COLINAS
TRANSMISSORA E*	LAGOA NOVA TRANSMISSORA DE ENERGIA ELÉTRICA S.A. - LAGOA NOVA NEOENERGIA ATIBAIA TRANSMISSÃO DE ENERGIA S.A.- NEOENERGIA ATIBAIA NEOENERGIA BIGUAÇU TRANSMISSÃO DE ENERGIA S.A. - NEOENERGIA BIGUACU
TRANSMISSORA F*	FIRMINOPOLIS TRANSMISSAO S.A. – FIRMINOPOLIS ENERGISA PARANAÍTA TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - ENERGISA PARANAITA INTERLIGAÇÃO ELÉTRICA ITAPURA S.A. - IE ITAPURA
TRANSMISSORA G*	ARGO III TRANSMISSÃO DE ENERGIA S.A. - ARGO III EQUATORIAL TRANSMISSORA 2 SPE S.A. - EQUATORIAL 2 EQUATORIAL TRANSMISSORA 1 SPE S.A. - EQUATORIAL 1
TRANSMISSORA H*	PARANAÍTA RIBEIRÃOZINHO TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – PRTE VEREDAS TRANSMISSORA DE ELETRICIDADE S.A. – VEREDAS ARGO TRANSMISSÃO DE ENERGIA S.A. - ARGO
TRANSMISSORA I*	SERRA DE IBIAPABA TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. – SITE EQUATORIAL TRANSMISSORA 7 SPE S.A. - EQUATORIAL 7 EQUATORIAL TRANSMISSORA 5 SPE S.A. - EQUATORIAL 5

COM DIFICULDADE FINANCEIRA	PAREADAS SEM DIFICULDADE FINANCEIRA
TRANSMISSORA J*	INTERLIGAÇÃO ELÉTRICA ITAQUERE S.A. - IE ITAQUERE LINHAS DE ENERGIA DO SERTÃO TRANSMISSORA S.A. - LEST NEOENERGIA DOURADOS TRANSMISSÃO DE ENERGIA S.A. - DOURADOS
TRANSMISSORA K* (até troca de controle acionário)	TRANSMISSORA K* (pós troca de controle acionário) TROPICALIA TRANSMISSORA DE ENERGIA S.A. - TROPICALIA TRANSMISSORA CAMINHO DO CAFÉ S.A. - TCC

*As concessionárias que trocaram controle acionário ou que estão enfrentando discussão administrativa de caducidade não foram identificadas com o objetivo de preservar a concessão em andamento. Fonte: Elaboração própria.

Para o grupo sem dificuldade financeira, foram utilizados os dados mensais dos últimos 12 meses antes do início da operação comercial do empreendimento. Para o grupo com dificuldade financeira, utilizou-se os dados mensais dos últimos 12 meses antes da troca (se existente) de controle acionário ou dos últimos 12 meses encaminhados pelas transmissoras caducadas, considerando que, neste último caso, observou-se que as transmissoras costumam parar de encaminhar as informações financeiras no início do processo administrativo de caducidade.

Além do período de 12 meses e para verificar o comportamento dos modelos em janelas temporais distintas – à medida em que nos aproximávamos do instante “*default*”⁵ – foram utilizados modelos de análise discriminante e regressão logística considerando observações mensais das variáveis de testes nos últimos 3 e 6 meses antes do ponto de corte.

⁵ O instante “*default*” é a entrada em operação comercial para as transmissoras sem dificuldade econômico-financeira e, para as transmissoras com dificuldade, a troca de controle acionário ou o início da discussão administrativa de caducidade



4



4 RESULTADOS

A Figura 1 a seguir apresenta a matriz de correlação das variáveis independentes utilizadas para obtenção dos modelos de análise discriminante e regressão logística.

Figura 1: Matriz de correlação entre as variáveis de teste

	Emp/EBITDA	ELP/EBITDA	Emp/AT	ELP/AT	Emp/PL-IN	Emp/PL	AC/PC	QR	EBITDA	PL/CAPEX
Emp/EBITDA	1.00	0.83	-0.08	0.69	-0.02	0.00	-0.04	-0.04	0.18	0.01
ELP/EBITDA	0.83	1.00	-0.07	0.87	-0.03	-0.06	-0.03	-0.03	0.23	-0.03
Emp/AT	-0.08	-0.07	1.00	-0.07	-0.01	0.00	-0.01	0.00	-0.02	-0.11
ELP/AT	0.69	0.87	-0.07	1.00	0.08	-0.02	-0.02	-0.02	0.28	-0.23
Emp/PL-IN	-0.02	-0.03	-0.01	0.08	1.00	0.34	0.02	0.02	-0.01	-0.09
Emp/PL	0.00	-0.06	0.00	-0.02	0.34	1.00	0.01	0.01	-0.01	-0.03
AC/PC	-0.04	-0.03	-0.01	-0.02	0.02	0.01	1.00	1.00	-0.01	0.00
QR	-0.04	-0.03	0.00	-0.02	0.02	0.01	1.00	1.00	-0.01	0.00
EBITDA	0.18	0.23	-0.02	0.28	-0.01	-0.01	-0.01	-0.01	1.00	-0.06
PL/CAPEX	0.01	-0.03	-0.11	-0.23	-0.09	-0.03	0.00	0.00	-0.06	1.00

Fonte: Elaboração própria

Os modelos de análise discriminante foram selecionados por meio do método *stepwise*, no qual as variáveis mais significativas são identificadas e adicionadas no modelo passo a passo. A cada nova variável adicionada, a significância das demais é novamente testada e aquela, cuja contribuição única não é mais significativa, é excluída. Este procedimento permite reduzir o nível de multicolinearidade entre as variáveis selecionadas.

Para a seleção dos modelos de regressão logística, foi utilizado o do Critério de Informação de Akaike (Akaike Information Criterion – AIC), que é uma medida da distância entre o modelo identificado e um modelo real teórico, estimada por meio dos dados utilizados na modelagem, usando a função de verossimilhança e a ordem do modelo (Sobral e Barreto, 2016). Quanto menor o AIC, melhor é o modelo.

4.1 Resultados do Modelo Geral e dos Modelos com Validação Cruzada

Os modelos obtidos em cada método, considerando os diferentes períodos estipulados estão apresentados na Tabela 5.

Tabela 5: Resultados Modelo Geral

Período	Análise Discriminante Linear		
	Equação	Amostra total	
		% acerto	Erro tipo I
12 meses	$Zscore = -0.04798918 * ELP/EBITDA + 0.86782472 * PL/CAPEX + 1.10482930 * ELP/AT - 0.19353708 * EBITDA + 0.23493079 * Emp/EBITDA - 1.25774803 * AC/PC - 0.08651565 * Emp/AT + 1.16970043 * QR + 0.06709830 * Emp/PL$	83,33%	8,75%
6 meses	$Zscore = -0.26492973 * ELP/EBITDA + 1.08641880 * PL/CAPEX + 1.37846380 * ELP/AT - 0.19749004 * EBITDA + 0.42390912 * Emp/EBITDA - 0.09715251 * AC/PC$	88,54%	6,46%
3 meses	$Zscore = -0.2271295 * ELP/EBITDA + 1.1240593 * PL/CAPEX + 1.4245433 * ELP/AT - 0.2104565 * EBITDA + 0.4285927 * Emp/EBITDA - 0.1270904 * AC/PC$	92,50%	3,75%
Período	Regressão Logística		
	Equação	Amostra total	
		% acerto	Erro tipo I
12 meses	$Logit = 6.6332 + 10.1837 * ELP/EBITDA - 2.2631 * Emp/AT - 2.7266 * ELP/AT + 0.6989 * Emp/PL - IN + 0.4697 * Emp/PL - 0.5972 * AC/PC - 0.3928 * EBITDA + 1.0992 * PL/CAPEX$	85,83%	7,50%
6 meses	$Logit = 30.4504 + 51.0762 * ELP/EBITDA - 19.9056 * ELP/AT + 2.3938 * Emp/PL - 0.3718 * EBITDA + 1.7956 * PL/CAPEX$	92,08%	5,00%
3 meses	$Logit = 213.888 + 385.807 * ELP/EBITDA - 176.148 * ELP/AT + 4.131 * Emp/PL - 1.084 * EBITDA + 1.928 * PL/CAPEX$	93,33%	5,00%

Fonte: Elaboração própria

Verifica-se que o índice de acerto dos modelos de regressão logística é superior ao dos modelos de análise discriminante quando a pesquisa utiliza os dados das 80 transmissoras indistintamente. Entretanto, usar a mesma amostra para estimar um preditor e mensurar o erro de predição associado, tende a superestimar a eficiência preditiva do modelo (Cunha, 2019). Ocorre o que se denomina superajuste (*overfitting*) do modelo, ou seja, há grande eficiência na predição dos dados amostrais, mas não de um grupo novo de informação.

Para reduzir o risco de *overfitting*, foi adotada a técnica de validação cruzada. Nesse sentido, a amostra original foi particionada em subamostras com: i) amostra de teste com 52 empresas (sendo 13 com dificuldade financeira e 39 empresas “saudáveis”) e amostra de validação com 28 empresas (sendo 7 com dificuldade financeira e 21 empresas “saudáveis”); e ii) amostra de teste com 26 empresas (sendo 13 com dificuldade financeira) e amostra de validação com 14 empresas (sendo 7 com dificuldade financeira).

Ao se implementar a validação cruzada, com amostras de validação e amostras de teste (25/75⁶ e 50/50⁷), o resultado anterior se altera, conforme apresentado na Tabela 6, e os modelos de análise discriminante passam a apresentar resultados mais consistentes e, em geral, menores percentuais de erro do tipo I na amostra de validação.

O erro do tipo I é a probabilidade de rejeitar a hipótese nula quando essa é verdadeira. Nesse caso, seria o erro de classificar uma empresa fracassada como financeiramente saudável. A probabilidade de se cometer um erro de tipo I (ou de primeira espécie) é um valor arbitrário e recebe o nome de nível de significância do teste. O resultado é tanto mais significativo quanto menor for o erro do tipo I (Morettin, 2010).

O resultado da validação cruzada é consistente com a tendência do critério AIC gerar *overfitting* em modelos de regressão logística, especialmente quando a amostra é relativamente pequena. (Sobral e Barreto, 2016). Tal situação não é verificada na estimação *stepwise* da análise discriminante, já que, respeitada a proporção de no mínimo 20

⁶ 25% de transmissoras sem dificuldade financeira e 75% de transmissoras com dificuldade financeira

⁷ Mesma quantidade de transmissoras com e sem dificuldade financeira

observações na amostra por variável independente, os modelos obtidos tendem a ser estáveis e generalizáveis (Hair Jr. *et al*, 2009).

Sobre o período de análise, os resultados revelam que, especialmente nos modelos de análise discriminante, à medida em que se considera períodos mais curtos e próximos ao instante “*default*”, a capacidade preditiva do modelo aumenta, o que é intuitivo. Essa constatação gera um *trade-off* na escolha da melhor janela temporal para análise: se é mais importante inferir a possibilidade de fracasso de uma transmissora com a maior antecedência possível, deve-se logicamente optar pelo modelo de 12 meses. Ocorre que esse é o modelo menos assertivo, quando comparado aos modelos mais próximos do “*default*”.

Tabela 6: Resultados Modelos com Validação Cruzada

Amostras	Período	Análise Discriminante Linear				
		Equação	Amostra teste		Amostra Validação	
			% acerto	Erro tipo I	% acerto	Erro tipo I
Teste: 13 com dificuldade financeira e 39 sem dificuldade financeira Validação: 7 com dificuldade financeira e 21 sem dificuldade financeira	12 meses	$Zscore = -0.06316847*ELP/EBITDA + 0.81491966*PL/CAPEX + 1.18306232*ELP/AT - 0.32771725*EBITDA + 0.27912599*Emp/EBITDA - 0.10246595*Emp/AT$	82,69%	10,26%	87,50%	3,87%
	6 meses	$Zscore = -0.3171211*ELP/EBITDA + 1.0781520*PL/CAPEX + 1.5567615*ELP/AT - 0.3533558*EBITDA + 0.5052835*Emp/EBITDA + 0.1644744*AC/PC + 0.1155114*Emp/PL$	89,74%	4,49%	88,69%	4,17%
	3 meses	$Zscore = -0.2974893*ELP/EBITDA + 1.0860330*PL/CAPEX + 1.5716954*ELP/AT - 0.3284585*EBITDA + 0.5313642*Emp/EBITDA + 0.2070109*AC/PC$	90,38%	3,85%	90,48%	4,76%
Teste: 13 com dificuldade financeira e 13 sem dificuldade financeira Validação: 7 com dificuldade financeira e 7 sem dificuldade financeira	12 meses	$Zscore = 0.5901620*ELP/EBITDA + 0.4372503*PL/CAPEX + 0.9739243*ELP/AT - 0.2687716*EBITDA$	86,54%	1,28%	85,12%	5,36%
	6 meses	$Zscore = 0.3138072*ELP/EBITDA + 0.6060986*PL/CAPEX + 1.2501440*ELP/AT - 0.2665455*EBITDA + 0.3274618*Emp/EBITDA$	87,18%	3,85%	88,10%	4,76%
	3 meses	$Zscore = 0.2687587*ELP/EBITDA + 0.6362410*PL/CAPEX + 1.2992376*ELP/AT - 0.2311270*EBITDA + 0.3312064*Emp/EBITDA$	88,46%	3,85%	88,10%	4,76%
Amostras	Período	Regressão Logística				
		Equação	Amostra teste		Amostra validação	
			% acerto	Erro tipo I	% acerto	Erro tipo I
Teste: 13 com dificuldade financeira e 39 sem dificuldade financeira Validação: 7 com dificuldade financeira e 21 sem dificuldade financeira	12 meses	$Logit = 6.3586 + 0.2734*Emp/EBITDA + 11.9938*ELP/EBITDA - 7.9614*Emp/AT - 4.3341*ELP/AT + 0.8244*Emp/PL-IN + 0.5470*Emp/PL + 0.8065*AC/PC - 0.9808*EBITDA + 0.8122*PL/CAPEX$	83,01%	9,62%	67,56%	21,43%
	6 meses	$Logit = 27.0407 + 0.3392*Emp/EBITDA + 43.8589*ELP/EBITDA - 16.6432*ELP/AT + 2.4934*Emp/PL - 1.7834*EBITDA + 1.9914*PL/CAPEX$	90,38%	2,56%	93,45%	4,17%
	3 meses	$Logit = 245.482 + 410.067*ELP/EBITDA - 179.321*ELP/AT + 5.141*Emp/PL - 2.546*EBITDA + 1.945*PL/CAPEX$	90,38%	3,85%	78,57%	21,43%
Teste: 13 com dificuldade financeira e 13 sem dificuldade financeira Validação: 7 com dificuldade financeira e 7 sem dificuldade financeira	12 meses	$Logit = 5.638 + 21.478*ELP/EBITDA - 11.516*Emp/AT - 8.998*ELP/AT + 1.003*QR - 1.398*EBITDA + 0.352*PL/CAPEX$	89,10%	0,00%	47,62%	42,86%
	6 meses	$Logit = 9.0934 + 0.3861*Emp/EBITDA + 26.4746*ELP/EBITDA - 10.6905*ELP/AT - 2.1601*EBITDA + 1.1319*PL/CAPEX$	87,82%	3,85%	98,81%	1,19%
	3 meses	$Logit = 159.260 + 432.917*ELP/EBITDA - 211.569*ELP/AT - 1.739*QR - 5.255*EBITDA + 2.437*PL/CAPEX$	87,18%	5,13%	64,29%	35,71%

Fonte: Elaboração própria

4.2 Variáveis Explicativas Mais Relevantes

As Figuras 2 a 7 apresentam os resultados da seleção dos melhores modelos de análise discriminante e regressão logística, respectivamente, para cada divisão de amostra e períodos adotados.

Os resultados revelam que a análise discriminante também é mais consistente na seleção das variáveis significativas. É possível observar que, em todos os modelos discriminantes, as variáveis

ELP/EBITDA, ELP/AT e PL/CAPEX foram selecionadas como as de maior poder explicativo. Situação diferente é verificada nos modelos de regressão logística, visto que nesses modelos existe maior alternância de variáveis significativas.

Figura 2: Resultados *stepwise* análise discriminante (Amostra 25/75)

```
> stepwise12meses <- stepdisc.calc(dadosstep12meses)
  Entered      Removed Partial R-square    F-value      Pr > F
1 ELP.EBITDA                0.268326258 228.105674 3.902961e-44
2  PL.CAPEX                  0.108319952  75.438147 3.328235e-17
3   ELP.AT                    0.095125785  65.178105 3.567467e-15
4      ELP.EBITDA            0.002181938   1.355760 2.447215e-01
5      EBITDA                 0.040527978  26.188722 4.135361e-07
6 Emp.EBITDA                 0.018140355  11.436339 7.655952e-04
7   Emp.AT                    0.004647229   2.885396 8.988933e-02

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, EBITDA, Emp.EBITDA, Emp.AT

> stepwise6MESES <- stepdisc.calc(dadosstep6MESES)
  Entered      Removed Partial R-square    F-value      Pr > F
1 ELP.EBITDA                0.3386490101 158.7374854 1.135842e-29
2  PL.CAPEX                  0.1762794614  66.1272252 1.035629e-14
3   ELP.AT                    0.1645453322  60.6615347 1.043397e-13
4      ELP.EBITDA            0.0006595155   0.2032648 6.524156e-01
5      EBITDA                 0.0685381021  22.6630155 2.974810e-06
6 Emp.EBITDA                 0.0560932511  18.2439930 2.594759e-05
7   AC.PC                     0.0160806126   5.0010880 2.605188e-02
8 ELP.EBITDA                 0.0098769674   3.0425260 8.211699e-02
9   Emp.PL                     0.0079183347   2.4263867 1.203480e-01

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, EBITDA, Emp.EBITDA, AC.PC, ELP.EBITDA, Emp.PL

> stepwise3MESES <- stepdisc.calc(dadosstep3MESES)
  Entered      Removed Partial R-square    F-value      Pr > F
1 ELP.EBITDA                0.36375473 88.0450226 7.969299e-17
2  PL.CAPEX                  0.18487957 34.7023242 2.356778e-08
3   ELP.AT                    0.17511784 32.2687440 6.637709e-08
4      ELP.EBITDA            0.00223625   0.3406719 5.603068e-01
5      EBITDA                 0.06602009 10.7443993 1.296324e-03
6 Emp.EBITDA                 0.05958758   9.5678490 2.359538e-03
7   AC.PC                     0.02480420   3.8152649 5.264853e-02

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, EBITDA, Emp.EBITDA, AC.PC
```

Fonte: Elaboração própria

Figura 3: Resultados *stepwise* análise discriminante (Amostra 50/50)

```

> stepwise12meses_50 <- stepdisc.calc(dadosstep12meses_50)
  Entered Removed Partial R-square F-value Pr > F
1 ELP.EBITDA 0.48134650 287.70155 4.160799e-46
2 PL.CAPEX 0.03269620 10.44462 1.362835e-03
3 ELP.AT 0.06975445 23.09538 2.412918e-06
4 EBITDA 0.03626103 11.55099 7.665240e-04

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, EBITDA

> stepwise6MESES_50 <- stepdisc.calc(dadosstep6MESES_50)
  Entered Removed Partial R-square F-value Pr > F
1 ELP.EBITDA 0.543316140 183.213581 5.346194e-28
2 PL.CAPEX 0.077081618 12.778473 4.695061e-04
3 ELP.AT 0.129775234 22.667518 4.451266e-06
4 EBITDA 0.052489967 8.365067 4.390561e-03
5 Emp.EBITDA 0.041469702 6.489576 1.185752e-02
6 ELP.EBITDA 0.009759561 1.478362 2.259410e-01

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, EBITDA, Emp.EBITDA

> stepwise3MESES_50 <- stepdisc.calc(dadosstep3MESES_50)
  Entered Removed Partial R-square F-value Pr > F
1 ELP.EBITDA 0.54569997 91.290327 1.164479e-14
2 PL.CAPEX 0.08984698 7.403726 8.086818e-03
3 ELP.AT 0.14011842 12.058362 8.647635e-04
4 ELP.EBITDA 0.01955395 1.475851 2.282870e-01
5 Emp.EBITDA 0.06722596 5.333254 2.371503e-02
6 EBITDA 0.02941017 2.211998 1.412481e-01

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, Emp.EBITDA, EBITDA

```

Fonte: Elaboração própria

Figura 4: Resultados *stepwise* análise discriminante (Amostra Geral)


```
> stepwise12MESES_geral <- stepdisc.calc(dadosstep12MESES_geral)
```

	Entered	Removed	Partial R-square	F-value	Pr > F
1	ELP.EBITDA		0.272065451	358.0523866	4.313524e-68
2	PL.CAPEX		0.156131024	177.0623098	3.426173e-37
3	ELP.AT		0.085389298	89.2534595	2.582913e-20
4	EBITDA		0.015641032	15.1745307	1.048466e-04
5	Emp.EBITDA		0.009375868	9.0292350	2.726418e-03
6		ELP.EBITDA	0.000375142	0.3580198	5.497501e-01
7	AC.PC		0.003541767	3.3908554	6.586924e-02
8	Emp.AT		0.003327997	3.1821717	7.476384e-02
9	QR		0.002254068	2.1507210	1.428332e-01
10	Emp.PL		0.002185012	2.0824967	1.493256e-01

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, EBITDA, Emp.EBITDA, AC.PC, Emp.AT, QR, Emp.PL

```
> stepwise6MESES_geral <- stepdisc.calc(dadosstep6MESES_geral)
```

	Entered	Removed	Partial R-square	F-value	Pr > F
1	ELP.EBITDA		0.327872835	233.174945	3.657691e-43
2	PL.CAPEX		0.239067172	149.862165	3.727787e-30
3	ELP.AT		0.135194550	74.412812	9.514422e-17
4		ELP.EBITDA	0.002664888	1.271876	2.599832e-01
5	Emp.EBITDA		0.034953641	17.240553	3.903091e-05
6	EBITDA		0.020293498	9.839081	1.814487e-03
7	AC.PC		0.005544622	2.642804	1.046844e-01
8	ELP.EBITDA		0.005373022	2.555168	1.106019e-01

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, Emp.EBITDA, EBITDA, AC.PC, ELP.EBITDA

```
> stepwise3MESES_geral <- stepdisc.calc(dadosstep3MESES_geral)
```

	Entered	Removed	Partial R-square	F-value	Pr > F
1	ELP.EBITDA		0.352331380	129.471872	3.072161e-24
2	PL.CAPEX		0.260819273	83.625243	2.804668e-17
3	ELP.AT		0.148843409	41.269779	7.242687e-10
4		ELP.EBITDA	0.005318098	1.261781	2.624555e-01
5	Emp.EBITDA		0.040616688	9.991354	1.778652e-03
6	EBITDA		0.024313462	5.856044	1.628348e-02
7	AC.PC		0.010051419	2.375913	1.245707e-01

Selected characters:
ELP.EBITDA, PL.CAPEX, ELP.AT, Emp.EBITDA, EBITDA, AC.PC

Fonte: Elaboração própria

Figura 5: Resultados melhor AIC da regressão logística (Amostra 25/75)

```
> summary(modelo2STEP_12MESES)

Call:
glm(formula = dadosteste12meses$TAXON ~ dadosteste12meses$Emp.EBITDA +
  dadosteste12meses$ELP.EBITDA + dadosteste12meses$Emp.AT +
  dadosteste12meses$ELP.AT + dadosteste12meses$Emp.PL.IN +
  dadosteste12meses$Emp.PL + dadosteste12meses$AC.PC + dadosteste12meses$EBITDA +
  dadosteste12meses$PL.CAPEX, family = binomial, data = dadosteste12meses)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.86578  0.00000  0.00127  0.31730  2.04289

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      6.3586     2.1452   2.964  0.00304 **
dadosteste12meses$Emp.EBITDA  0.2734     0.1497   1.826  0.06781 .
dadosteste12meses$ELP.EBITDA 11.9938     3.7648   3.186  0.00144 **
dadosteste12meses$Emp.AT    -7.9614     8.3017  -0.959  0.33755
dadosteste12meses$ELP.AT    -4.3341     1.7084  -2.537  0.01118 *
dadosteste12meses$Emp.PL.IN  0.8244     0.4611   1.788  0.07375 .
dadosteste12meses$Emp.PL     0.5470     0.1898   2.882  0.00396 **
dadosteste12meses$AC.PC     0.8065     0.3992   2.020  0.04335 *
dadosteste12meses$EBITDA    -0.9808     0.2151  -4.559  5.13e-06 ***
dadosteste12meses$PL.CAPEX   0.8122     0.1512   5.371  7.84e-08 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 701.79  on 623  degrees of freedom
Residual deviance: 338.95  on 614  degrees of freedom
AIC: 358.95

Number of Fisher Scoring iterations: 11

> summary(modelo2STEP_6MESES)

Call:
glm(formula = dadosteste6MESES$TAXON ~ dadosteste6MESES$Emp.EBITDA +
  dadosteste6MESES$ELP.EBITDA + dadosteste6MESES$ELP.AT + dadosteste6MESES$Emp.PL +
  dadosteste6MESES$EBITDA + dadosteste6MESES$PL.CAPEX, family = binomial,
  data = dadosteste6MESES)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.03577 -0.00720  0.00000  0.00006  2.19729

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      27.0407    11.6458   2.322  0.020237 *
dadosteste6MESES$Emp.EBITDA  0.3392     0.2236   1.517  0.129261
dadosteste6MESES$ELP.EBITDA 43.8589    18.6262   2.355  0.018538 *
dadosteste6MESES$ELP.AT    -16.6432     7.4946  -2.221  0.026373 *
dadosteste6MESES$Emp.PL     2.4934     1.1110   2.244  0.024811 *
dadosteste6MESES$EBITDA    -1.7834     0.5121  -3.482  0.000497 ***
dadosteste6MESES$PL.CAPEX   1.9914     0.3946   5.047  4.49e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 350.9  on 311  degrees of freedom
Residual deviance: 102.3  on 305  degrees of freedom
AIC: 116.3

Number of Fisher Scoring iterations: 13

> summary(modelo2STEP_3MESES)

Call:
glm(formula = dadosteste3MESES$TAXON ~ dadosteste3MESES$ELP.EBITDA +
  dadosteste3MESES$ELP.AT + dadosteste3MESES$Emp.PL + dadosteste3MESES$EBITDA +
  dadosteste3MESES$PL.CAPEX, family = binomial, data = dadosteste3MESES)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.62378 -0.00004  0.00000  0.00000  1.54221

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    245.4817  27502.2644   0.009  0.99288
dadosteste3MESES$ELP.EBITDA 410.0666 46038.8789   0.009  0.99289
dadosteste3MESES$ELP.AT   -179.3208 20488.2705  -0.009  0.99302
dadosteste3MESES$Emp.PL     5.1408     5.9116   0.870  0.38452
dadosteste3MESES$EBITDA    -2.5455     1.1168  -2.279  0.02265 *
dadosteste3MESES$PL.CAPEX   1.9452     0.5712   3.406  0.00066 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 175.449  on 155  degrees of freedom
Residual deviance:  42.184  on 150  degrees of freedom
AIC: 54.184

Number of Fisher Scoring iterations: 25
```

Fonte: Elaboração própria

Figura 6: Resultados melhor AIC da regressão logística (Amostra 50/50)

```
> summary(modelo2STEP_12MESES_50)

Call:
glm(formula = dadosteste12meses_50$TAXON ~ dadosteste12meses_50$ELP.EBITDA +
  dadosteste12meses_50$Emp.AT + dadosteste12meses_50$ELP.AT +
  dadosteste12meses_50$QR + dadosteste12meses_50$EBITDA + dadosteste12meses_50$PL.CAPEX,
  family = binomial, data = dadosteste12meses_50)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.17643 -0.70228  0.00000  0.00011  2.17108

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      5.6382     4.5399   1.242 0.214265
dadosteste12meses_50$ELP.EBITDA 21.4782    11.2707   1.906 0.056693 .
dadosteste12meses_50$Emp.AT   -11.5164    13.2640  -0.868 0.385262
dadosteste12meses_50$ELP.AT   -8.9980     5.3338  -1.687 0.091608 .
dadosteste12meses_50$QR       1.0034     0.6676   1.503 0.132871
dadosteste12meses_50$EBITDA   -1.3978     0.4227  -3.307 0.000944 ***
dadosteste12meses_50$PL.CAPEX  0.3520     0.2009   1.752 0.079772 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 432.52  on 311  degrees of freedom
Residual deviance: 183.71  on 305  degrees of freedom
AIC: 197.71

Number of Fisher Scoring iterations: 11

> summary(modelo2STEP_6MESES_50)

Call:
glm(formula = dadosteste6MESES_50$TAXON ~ dadosteste6MESES_50$Emp.EBITDA +
  dadosteste6MESES_50$ELP.EBITDA + dadosteste6MESES_50$ELP.AT +
  dadosteste6MESES_50$EBITDA + dadosteste6MESES_50$PL.CAPEX,
  family = binomial, data = dadosteste6MESES_50)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.41341 -0.34899 -0.00748  0.00000  1.96227

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      9.0934     7.2040   1.262 0.20685
dadosteste6MESES_50$Emp.EBITDA  0.3861     0.2480   1.557 0.11957
dadosteste6MESES_50$ELP.EBITDA 26.4746    18.3556   1.442 0.14921
dadosteste6MESES_50$ELP.AT   -10.6905     8.7840  -1.217 0.22358
dadosteste6MESES_50$EBITDA   -2.1601     0.9090  -2.376 0.01748 *
dadosteste6MESES_50$PL.CAPEX  1.1319     0.3545   3.193 0.00141 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 216.262  on 155  degrees of freedom
Residual deviance:  66.148  on 150  degrees of freedom
AIC: 78.148

Number of Fisher Scoring iterations: 12

> summary(modelo2STEP_3MESES_50)

Call:
glm(formula = dadosteste3MESES_50$TAXON ~ dadosteste3MESES_50$ELP.EBITDA +
  dadosteste3MESES_50$ELP.AT + dadosteste3MESES_50$QR + dadosteste3MESES_50$EBITDA +
  dadosteste3MESES_50$PL.CAPEX, family = binomial, data = dadosteste3MESES_50)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.44846 -0.11069 -0.00001  0.00000  1.52990

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    159.260    24428.751   0.007 0.9948
dadosteste3MESES_50$ELP.EBITDA  432.917    65781.363  0.007 0.9947
dadosteste3MESES_50$ELP.AT   -211.569    33083.507 -0.006 0.9949
dadosteste3MESES_50$QR       -1.739       1.101  -1.579 0.1144
dadosteste3MESES_50$EBITDA   -5.255       2.641  -1.990 0.0466 *
dadosteste3MESES_50$PL.CAPEX  2.437       1.151   2.118 0.0342 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 108.131  on 77  degrees of freedom
Residual deviance:  24.541  on 72  degrees of freedom
AIC: 36.541

Number of Fisher Scoring iterations: 24
```

Fonte: Elaboração própria

Figura 7: Resultados melhor AIC da regressão logística (Amostra Geral)

```
> summary(modelo2STEP_12MESES_geral)

Call:
glm(formula = dadosteste12MESES_geral$TAXON ~ dadosteste12MESES_geral$ELP.EBITDA +
dadosteste12MESES_geral$Emp.AT + dadosteste12MESES_geral$ELP.AT +
dadosteste12MESES_geral$Emp.PL.IN + dadosteste12MESES_geral$Emp.PL +
dadosteste12MESES_geral$AC.PC + dadosteste12MESES_geral$EBITDA +
dadosteste12MESES_geral$PL.CAPEX, family = binomial, data = dadosteste12MESES_geral)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.85679  0.00000  0.00176  0.27897  1.76970

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      6.6332    1.4754  4.496 6.93e-06 ***
dadosteste12MESES_geral$ELP.EBITDA 10.1837    2.4939  4.083 4.44e-05 ***
dadosteste12MESES_geral$Emp.AT    -2.2631    5.2265  -0.433 0.665011
dadosteste12MESES_geral$ELP.AT    -2.7266    1.0426  -2.615 0.008919 **
dadosteste12MESES_geral$Emp.PL.IN  0.6989    0.3595  1.944 0.051880 .
dadosteste12MESES_geral$Emp.PL    0.4697    0.1236  3.800 0.000145 ***
dadosteste12MESES_geral$AC.PC    -0.5972    1.0649  -0.561 0.574943
dadosteste12MESES_geral$EBITDA   -0.3928    0.1222  -3.215 0.001306 **
dadosteste12MESES_geral$PL.CAPEX  1.0992    0.1188  9.252 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 1079.68  on 959  degrees of freedom
Residual deviance:  514.61  on 951  degrees of freedom
AIC: 532.61

Number of Fisher Scoring iterations: 11

> summary(modelo2STEP_6MESES_geral)

Call:
glm(formula = dadosteste6MESES_geral$TAXON ~ dadosteste6MESES_geral$ELP.EBITDA +
dadosteste6MESES_geral$ELP.AT + dadosteste6MESES_geral$Emp.PL +
dadosteste6MESES_geral$EBITDA + dadosteste6MESES_geral$PL.CAPEX,
family = binomial, data = dadosteste6MESES_geral)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.790  0.000  0.000  0.000  1.978

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      30.4504    10.1629  2.996 0.00273 **
dadosteste6MESES_geral$ELP.EBITDA 51.0762    17.1418  2.980 0.00289 **
dadosteste6MESES_geral$ELP.AT   -19.9056    7.0591  -2.820 0.00480 **
dadosteste6MESES_geral$Emp.PL    2.3938    0.8226  2.910 0.00361 **
dadosteste6MESES_geral$EBITDA   -0.3718    0.2342  -1.587 0.11241
dadosteste6MESES_geral$PL.CAPEX  1.7956    0.2428  7.397 1.39e-13 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 539.84  on 479  degrees of freedom
Residual deviance: 169.96  on 474  degrees of freedom
AIC: 181.96

Number of Fisher Scoring iterations: 13

> summary(modelo2STEP_3MESES_geral)

Call:
glm(formula = dadosteste3MESES_geral$TAXON ~ dadosteste3MESES_geral$ELP.EBITDA +
dadosteste3MESES_geral$ELP.AT + dadosteste3MESES_geral$Emp.PL +
dadosteste3MESES_geral$EBITDA + dadosteste3MESES_geral$PL.CAPEX,
family = binomial, data = dadosteste3MESES_geral)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.704  0.000  0.000  0.000  2.955

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      213.8884  22819.3710  0.009  0.993
dadosteste3MESES_geral$ELP.EBITDA 385.8065  41409.8525  0.009  0.993
dadosteste3MESES_geral$ELP.AT   -176.1479  19246.9156 -0.009  0.993
dadosteste3MESES_geral$Emp.PL    4.1311    3.0607  1.350  0.177
dadosteste3MESES_geral$EBITDA   -1.0838    0.6149  -1.763  0.078 .
dadosteste3MESES_geral$PL.CAPEX  1.9276    0.3986  4.835 1.33e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 269.92  on 239  degrees of freedom
Residual deviance:  68.75  on 234  degrees of freedom
AIC: 80.75

Number of Fisher Scoring iterations: 25
```

Fonte: Elaboração própria

Diante do evidente poder discriminatório das variáveis ELP/EBITDA, ELP/AT e PL/CAPEX, apresenta-se, na Tabela 7, as principais medidas descritivas dessas variáveis com o objetivo de auxiliar na previsão do comportamento de cada uma delas em um contexto de empresas sem dificuldade financeira (“saudáveis”) e com dificuldade financeira (“doentes”).

Tabela 7: Medidas descritivas das variáveis significativas dos modelos discriminantes

EMPRESAS COM DIFICULDADE FINANCEIRA									
MEDIDAS DESCRITIVAS	ELP/AT			ELP/EBITDA			PL/CAPEX		
	12 MESES	6 MESES	3 MESES	12 MESES	6 MESES	3 MESES	12 MESES	6 MESES	3 MESES
MÍNIMO	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,181	-0,181	-0,179
MÁXIMO	0,495	0,495	0,495	1,218	0,940	0,813	0,643	0,609	0,601
MÉDIA	0,038	0,036	0,035	0,062	0,054	0,050	0,131	0,127	0,131
MEDIANA	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,035	0,041	0,042
DESVIO PADRÃO	0,117	0,113	0,112	0,219	0,189	0,175	0,206	0,207	0,207

EMPRESAS SEM DIFICULDADE FINANCEIRA									
MEDIDAS DESCRITIVAS	ELP/AT			ELP/EBITDA			PL/CAPEX		
	12 MESES	6 MESES	3 MESES	12 MESES	6 MESES	3 MESES	12 MESES	6 MESES	3 MESES
MÍNIMO	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,122	-0,122	-0,121
MÁXIMO	0,990	0,919	0,919	9,774	8,883	8,883	1,136	1,136	1,136
MÉDIA	0,420	0,448	0,464	3,263	3,591	3,772	0,306	0,330	0,335
MEDIANA	0,481	0,513	0,525	3,978	4,396	4,618	0,212	0,299	0,303
DESVIO PADRÃO	0,334	0,320	0,315	2,616	2,533	2,528	0,227	0,239	0,247

Fonte: Elaboração própria

Essas três variáveis apresentam uma importante complementariedade na análise da condição econômico-financeira das transmissoras no período de implantação de seus empreendimentos. Isto porque os projetos de transmissão são financiados por meio de empréstimos bancários, por capital próprio ou um mix de ambos.

Os empréstimos bancários, em um primeiro momento, podem até ser de curto prazo – chamados de empréstimos “ponte” – mas a concessionária tende a convertê-los para longo prazo ao final da concessão, em razão das condições financeira mais favoráveis, especialmente menores taxas de juros, e quitá-los por meio da RAP no período de operação comercial.

Dessa maneira, as variáveis descritas na Tabela 7 representam as opções das concessionárias no financiamento de seus projetos. A mediana do ELP/AT e ELP/EBITDA igual a zero e o baixíssimo valor mediano de PL/CAPEX indicam que as transmissoras “doentes” não conseguiram financiamento com terceiros nem puderam recorrer ao capital próprio até o momento da troca de controle acionário ou do início da discussão de caducidade.

Realidade totalmente distinta é observada para as transmissoras “saudáveis”. Observa-se que a relação PL/CAPEX assume valor aproximado de 30% próximo à entrada em operação comercial do empreendimento, confirmando o limite superior da previsão de De Lima (2014). Além disso, para essas transmissoras a mediana do valor para empréstimo de longo prazo gira em torno de 4 vezes o EBITDA e metade do valor do ativo total da concessão.

De acordo com as informações disponibilizadas no endereço eletrônico da ANEEL⁸ e considerando os leilões realizados entre 1999 e 2020, a RAP média ofertada no leilão foi de 12,29% do CAPEX regulatório. Considerando que o EBITDA, para fins desse estudo, é a RAP menos as despesas operacionais regulatórias, que giram em torno de 2% do CAPEX⁹, pode-se estimar que o EBITDA é cerca de 10% do CAPEX regulatório. Desse modo, um valor de empréstimo 4 vezes superior ao EBITDA, significa, em média, que as transmissoras utilizam empréstimos de longo prazo para fazer frente a 40% do investimento estimado pela ANEEL para os empreendimentos licitados.

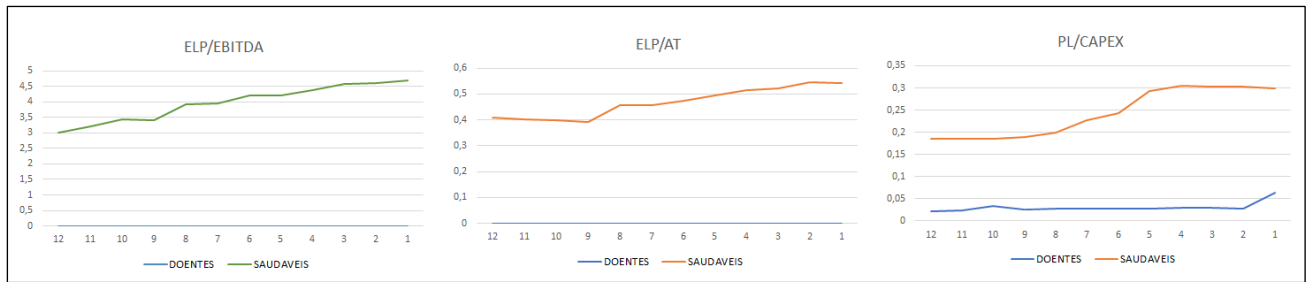
É importante considerar que as concessionárias podem optar por implantar seus empreendimentos com percentuais distintos de capital próprio ou de empréstimo bancário, o que as distanciaria automaticamente dos valores médios apresentados. Contudo, o sinal de alerta para o fracasso na implantação ocorre quando tanto o valor de empréstimo de longo prazo quanto o valor de patrimônio líquido estiverem baixos, a exemplo do observado para as transmissoras “doentes”.

O comportamento descrito das variáveis com maior poder discriminatório fica evidente nos gráficos da Figura 8, que compara a mediana dos indicadores das empresas “doentes” com as empresas “saudáveis” ao longo dos últimos 12 meses antes do instante “*default*”.

⁸https://www2.aneel.gov.br/aplicacoes_liferay/editais_transmissao/edital_transmissao.cfm

⁹ De acordo com as informações contidas nos contratos de concessão utilizados na pesquisa

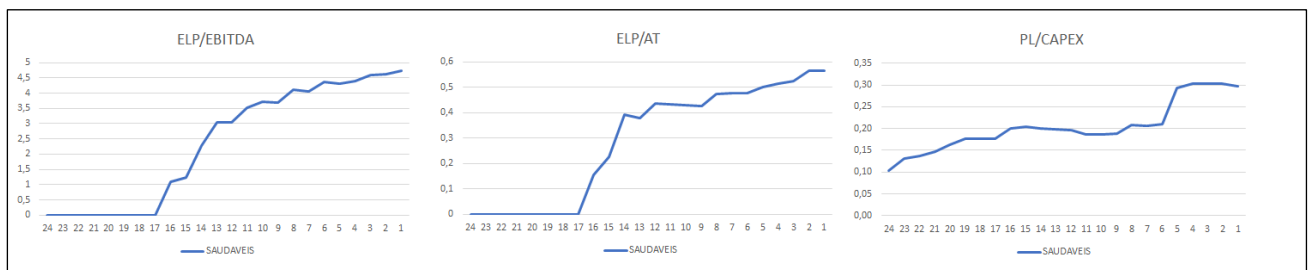
Figura 8: Comparação da mediana dos indicadores entre empresas doentes e saudáveis financeiramente



Fonte: Elaboração própria

A Figura 9 traz ainda, para as empresas “saudáveis”, os valores assumidos pelas mesmas variáveis nos últimos 24 meses antes da entrada em operação comercial do empreendimento, representando, na mediana, o comportamento que se espera de uma empresa que terá sucesso na implantação do empreendimento de transmissão a ela concedido.

Figura 9: Mediana dos indicadores das empresas saudáveis nos últimos 24 meses



Fonte: Elaboração própria

Os editais de leilão de transmissão mais recentes trazem a obrigatoriedade de que o empreendedor considere que o prazo previsto para obtenção da Licença de Instalação seja igual ou superior a 60% do prazo total contratual para entrada em operação comercial das instalações (ANEEL, 2022). Considerando que a mediana do prazo de implantação das empresas que tiveram sucesso na implantação que compõem a amostra de análise é de 41,6 meses, e que a obrigação imposta pela ANEEL indica que a emissão da Licença de Instalação acontece em cerca de 60% do desenvolvimento do projeto, verifica-se que, na média, as empresas começam a obter empréstimos de longo prazo no início da execução das obras, em torno de 17 meses antes da entrada em operação comercial. Após esse período, o valor do

empréstimo de longo prazo cresce quase que exponencialmente até a operação comercial das instalações.

Por sua vez, a relação PL/CAPEX fica em torno de 0,18 no início estimado de execução das obras e esse valor cresce até atingir a marca de 0,3 no início da operação comercial. Para as empresas “saudáveis”, verifica-se que no início das obras, e mesmo 24 meses antes da operação comercial do empreendimento, o valor de PL/CAPEX já é superior a mediana do valor observado para as empresas “doentes”.



5

5

CONCLUSÃO

A indisponibilidade de dados contábeis de grande parte das transmissoras que foram caducadas permite constatar que um primeiro indício de que o serviço concedido não será implantado é o descumprimento, por parte das concessionárias, das obrigações impostas pelo Manual de Contabilidade do Setor Elétrico.

Para as concessões com dados disponíveis, utilizando-se, como variáveis de teste, os *covenants* mais usuais em contratos de dívida privada adaptados ao contexto das transmissoras, a análise discriminante se mostrou o método mais consistente, com menor variação nos resultados para janelas temporais de análise distintas. Os modelos preditores de capacidade econômico-financeira para a implantação de empreendimentos de transmissão mais assertivos foram obtidos com dados de períodos mais curtos e próximos do instante “*default*”.

Contudo, diante da tendência do critério AIC gerar *overfitting* em modelos de regressão logística, especialmente para amostras relativamente pequenas como a utilizada no estudo, recomenda-se, em estudos futuros, verificar a eficiência de critérios alternativos para seleção de modelos quando se utiliza amostras pequenas.

As variáveis de teste com maior poder discriminatório foram ELP/EBITDA, ELP/AT e PL/CAPEX. Conjuntamente, essas variáveis indicam a estrutura de capital escolhida pelas concessionárias para financiamento de seus projetos. Valores médios de 0,1 para PL/CAPEX e próximos de zero para ELP/EBITDA e ELP/AT, nos últimos 12 meses antes do instante “*default*”, caracterizam transmissoras com incapacidade financeira para a implantação dos empreendimentos de transmissão.

Por outro lado, as empresas com sucesso na implantação dos empreendimentos começaram a contabilizar empréstimos de longo prazo no início das obras, isto é, em torno de 17 meses antes da operação comercial das instalações e o valor desses empréstimos cresceu rapidamente.

Observou-se ainda que a mediana do PL/CAPEX das empresas “saudáveis” 24 meses antes da operação comercial do

empreendimento já era superior ao valor característico desse *covenant* nos últimos 12 meses de dados das empresas “doentes”, dando indícios de sustentabilidade econômico-financeira do projeto com uma antecedência razoável.



REFERÊNCIAS

REFERÊNCIAS

REFERÊNCIAS

ALTMAN, E. I. Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA® models. In: **Handbook of research methods and applications in empirical finance**. Edward Elgar Publishing, 2013.

ANEEL. Instituição de indicadores públicos de sustentabilidade econômico – financeira. **Nota Técnica nº 111/2016-SFF/ANEEL**, de 29 de junho de 2016.

ANEEL. ANEXO 2 – Especificações Técnicas Gerais. **Editais de Leilão nº 01/2022-ANEEL**. p. 86, 2022.

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

BORGES, L. F. X. Covenants: instrumento de garantia em Project Finance, **Revista do BNDES**, v.6, n. 11, p. 117-136, 1999.

CUNHA, J. P. Z. Um estudo comparativo das técnicas de validação cruzada aplicadas a modelos mistos. Dissertação de Mestrado. **Instituto de Matemática e Estatística**, USP. São Paulo, 2019.

DE LIMA, S. L. Garantias em Operações de Project Finance nos Setores de Infraestrutura: O Papel dos Covenants. **Revista de Finanças Aplicadas**, v. 1, n. 1, p. 1-44, 2014.

DEMERJIAN, P. R.; OWENS, E. L. Measuring the probability of financial covenant violation in private debt contracts, **Journal of Accounting and Economics**, v. 61, n. 2-3, p. 433-447, 2016.

DOUMPOS, M.; Andriosopoulos, K.; Galariotis, E.; Makridou, G.; Zopounidis, C. Corporate failure prediction in the European energy sector: A multicriteria approach and the effect of country characteristics. **European Journal of Operational Research**, v. 262, n. 1, p. 347-360, 2017.

GIMENES, R. M. T.; URIBE-OPAZO, M. A. Previsão de insolvência de cooperativas agropecuárias por meio de modelos multivariados. **Revista da FAE**, v.4, n.3. p. 65-78, 2001.

GUIMARÃES, A.; MOREIRA, T. Previsão de Insolvência: Um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante, **Revista de Economia Contemporânea**, v. 12, n. 1, p. 151-178, jan./abr. 2008.

HAIR JR., J.; JOSEPH, F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. **Análise multivariada de dados**, 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

MORETTIN, Pedro A.; BUSSAB, Wilton O. Estatística básica. **Editora Saraiva**, 6ª ed., p. 338, 2010.

OHLSON, J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, v. 18, n.1, p. 109-131, 1980.

SCALZER, R. S.; RODRIGUES, A.; DA SILVA MACEDO, M. A. Insolvência empresarial: um estudo sobre as distribuidoras de energia elétrica brasileiras, **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v. 12, n. 27, p. 27-60, 2015.

SOBRAL, T. L. BARRETO, G. Utilização dos critérios de informação na seleção de modelos de regressão linear. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**, v. 4, n. 1, 2016.



APÊNDICES
APÊNDICES

APÊNDICES

Informações sobre as caducidades em contratos de transmissão de energia elétrica

Contratos de Concessão	Concessionária	Acionistas	Portaria de Caducidade	Motivo
005/2007-ANEEL 018/2011-ANEEL 019/2011-ANEEL 015/2012-ANEEL	Companhia Hidro Elétrica do São Francisco - Chesf	Companhia Hidro Elétrica do São Francisco - Chesf	Portaria nº 176, de 25 de março de 2019	Licenciamento ambiental e dificuldades econômico-financeiras da concessionária
017/2013-ANEEL	SPE MGF-Energy Seridó Transmissora de Energia Ltda.	MGF Engenharia e Incorporações Ltda. e Geoenergy Engenharia e Serviços Ltda.	Portaria nº 10, de 7 de janeiro de 2016	Ausência de evidências de evolução das obras de execução do empreendimento concedido, e a ausência de comprovação da captação de recursos financeiros, de forma a demonstrar a gestão econômica e financeira necessária ao cumprimento do cronograma físico das obras.
16/2013-ANEEL	SPE MGF-Energy Guaianazes Transmissora de Energia Ltda.		Portaria nº 60, de 3 de março de 2016	

Contratos de Concessão	Concessionária	Acionistas	Portaria de Caducidade	Motivo
12/2013-ANEEL	Linhas de Itacaiúnas Transmissora de Energia Ltda.	Isolux Energia e Participações S.A.	Portaria nº 484, de 14 de dezembro de 2017	Ausência de evidências de evolução das obras de execução do empreendimento concedido, e a ausência de comprovação da captação de recursos financeiros, de forma a demonstrar a gestão econômica e financeira necessária ao cumprimento do cronograma físico das obras.
001/2013-ANEEL	ATE XVI Transmissora de Energia Elétrica S.A.	Abengoa Concessões Brasil Holding S.A.	Portaria nº 373, de 19 de setembro de 2017	Não implantação das obras que precedem a prestação do serviço público de transmissão de energia elétrica, configurando inadimplências contratuais. A situação econômica crítica do Grupo Abengoa inviabilizou a correção das falhas e transgressões
005/2013-ANEEL	ATE XVII Transmissora de Energia Elétrica S.A.	Abengoa Greenfield Brasil Holding S.A.		
006/2013-ANEEL	ATE XVIII Transmissora de Energia Elétrica S.A.			
09/2013-ANEEL	ATE XIX Transmissora de Energia Elétrica S.A.			
010/2013-ANEEL	ATE XX Transmissora de Energia Elétrica S.A.			

Contratos de Concessão	Concessionária	Acionistas	Portaria de Caducidade	Motivo
13/2013-ANEEL	ATE XXI Transmissora de Energia Elétrica S.A.			contratuais identificadas.
02/2014-ANEEL	ATE XXII Transmissora de Energia Elétrica S.A.			
015/2014-ANEEL	ATE XXIII Transmissora de Energia Elétrica S.A.	Abengoa Greenfield Brasil Holding S.A.		
20/2014-ANEEL	ATE XXIV Transmissora de Energia Elétrica S.A.			
06/2014-ANEEL	SPE BR Transmissora Paraense de Energia Ltda.	Braxenergy Desenvolvimento de Projetos de Energia Ltda. e Bandeirante Empreendimentos Ltda.	Portaria nº 31, de 30 de janeiro de 2017	Atrasos verificados no cronograma dos empreendimentos, sem que a concessionária demonstrasse capacidade de realizar as obras outorgadas.
12/2014-ANEEL	SPE BR Transmissora Maranhense de Energia Ltda.	Braxenergy Desenvolvimento de Projetos de Energia Ltda. e LT Bandeirante Empreendimentos Ltda.	Portaria nº 611, de 10 de novembro de 2016	Descumprimento das cláusulas contratuais e ausência de evidências de evolução das obras de execução do empreendimento concedido,
13/2014-ANEEL	SPE BR Transmissora Cearense II de Energia Ltda.	Braxenergy Desenvolvimento de Projetos de Energia Ltda. e Bandeirante Empreendimentos Ltda.	Portaria nº 519, de 3 de novembro de 2016	além de ausência de comprovação concreta da captação de recursos financeiros, de forma a demonstrar a

Contratos de Concessão	Concessionária	Acionistas	Portaria de Caducidade	Motivo
04/2014-ANEEL	SPE BR Transmissora Cearense de Energia Ltda.	Braxenergy Desenvolvimento de Projetos de Energia Ltda. e Bandeirante Empreendimentos Ltda.	Portaria nº 503, de 24 de outubro de 2016	gestão econômica e financeira necessária ao cumprimento do cronograma físico das obras
09/2014-ANEEL	Centrais Elétricas do Norte do Brasil S.A. - Eletronorte	Centrais Elétricas do Norte do Brasil S.A. - Eletronorte	Portaria nº 500, de 17 de dezembro de 2018.	Não implantação do empreendimento e ausência de apresentação de seu cronograma físico-financeiro para viabilização do contrato.
04/2015-ANEEL	Linhas de Laranjal Transmissora de Energia Ltda.	Isolux Projetos e Instalações Ltda.	Portaria nº 484, de 14 de dezembro de 2017	Descumprimento dos marcos intermediários do cronograma de implantação e incapacidade de captar recursos resultando na perda das condições econômicas para manter a adequada prestação do serviço concedido, materializado no atraso para a implementação do empreendimento.
01/2015-ANEEL	Eletrosul Centrais Elétricas S.A.	Eletrosul Centrais Elétricas S.A.	Portaria nº 466, de 31 de outubro de 2018	Dificuldades financeiras enfrentadas pela

Contratos de Concessão	Concessionária	Acionistas	Portaria de Caducidade	Motivo
				concessionária, impactando o cumprimento das obrigações contratuais.
09/2019-ANEEL	KF/JAAC AM Transmissora de Energia do Brasil Ltda.	JAAC Materiais e Serviços de Engenharia Ltda.	Portaria nº 607/GM/MME, de 28 de janeiro de 2022	Atraso e não cumprimento dos marcos intermediários dos contratos de concessão e não apresentação de informações financeiras e contábeis à ANEEL
06/2019-ANEEL	KF/JAAC SC Transmissora de Energia do Brasil Ltda.	JAAC Materiais e Serviços de Engenharia Ltda.	Portaria nº 608/GM/MME, de 28 de janeiro de 2022	
05/2020-ANEEL	KF/JAP MTPA Transmissora de Energia do Brasil Ltda.	KF/JAP MTPA Transmissora de Energia do Brasil Ltda. e KF Participações Ltda.	Portaria nº 609/GM/MME, de 28 de janeiro de 2022	
12/2020-ANEEL	KF/JAP BA Transmissora de Energia do Brasil Ltda.	KF Participações Ltda. e JAP Participações Ltda.	Portaria nº 610/GM/MME, de 28 de janeiro de 2022	
02/2015-ANEEL	Paraíso Transmissora de Energia S.A.	JAAC Materiais e Serviços de Engenharia Ltda.	Portaria nº 611/GM/MME, de 3 de fevereiro de 2022	

Fonte: elaboração própria com dados disponibilizados no endereço eletrônico da ANEEL



idp

A ESCOLHA QUE
TRANSFORMA
O SEU CONHECIMENTO