

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS

VICTOR LINHARES DIÓGENES DA COSTA

Indicadores financeiros de empresas aéreas brasileiras entre 2004 e 2018: uma
análise econométrica.

São Carlos

2019

VICTOR LINHARES DIÓGENES DA COSTA

Indicadores financeiros de empresas aéreas brasileiras entre 2004 e 2018: uma
análise econométrica.

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Produção, da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Engenheiro de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Humberto Filipe de Andrade Januário Bettini

VERSÃO ORIGINAL

São Carlos
2019

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues
Fontes da EESC/USP

C837i Costa, Victor Linhares Diógenes da
Indicadores financeiros de empresas aéreas brasileiras entre 2004 e 2018 : uma análise econométrica / Victor Linhares Diógenes da Costa; orientador Humberto Filipe de Andrade Januário Bettini. -- São Carlos, 2019.

Monografia (Graduação em Engenharia de Produção) -- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2019.

1. Econometria. 2. Indicadores financeiros. 3. Aviação civil. 4. Solvência. I. Título.

Elaborado por Elena Luzia Palloni Gonçalves – CRB 8/4464

FOLHA DE AVALIAÇÃO OU APROVAÇÃO

Candidato: Victor Linhares Diógenes da Costa
Título do TCC: Indicadores financeiros de empresas aéreas brasileiras entre 2004 e 2018: uma análise econométrica.
Data de defesa: 14/11/2019

Comissão Julgadora	Resultado
Professor Doutor Humberto Filipe de Andrade Januário Bettini (orientador)	Aprovado
Instituição: EESC - SEP	
Professora Doutora Aline Damasceno Pellicani	Aprovado
Instituição: UNIARARAS	
Pesquisador Giovana Fernanda Dionisio	Aprovado
Instituição: EESC - SEP	

Presidente da Banca: **Professor Doutor Humberto Filipe de Andrade Januário Bettini**

RESUMO

COSTA, V. L. D. **Indicadores financeiros de empresas aéreas brasileiras entre 2004 e 2018: uma análise econométrica.** 2019. 71 f. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2019.

Este trabalho visa analisar a situação de solvência/insolvência das companhias Avianca, Azul, Gol e Tam, além da indústria de aviação civil como um todo, para o período entre 2004 e 2018. Para tal, foi proposto um estudo econométrico do Endividamento Geral da Indústria (EG), Giro Total dos Ativos da Indústria (GA), Retorno sobre Ativos Antes de Juros e Imposto de Renda da Indústria (ROA AJIR), além de um indicador de Probabilidade de Solvência (PS) para cada companhia. A referida análise econométrica foi realizada tendo como base as variáveis explicativas PIB, Câmbio, multiplicação entre PIB e Câmbio (PIB x Câmbio), PIB defasado em um ano, Câmbio defasado em um ano, multiplicação entre PIB e Câmbio (PIB x Câmbio) defasada em um ano e uma variável *dummy* para a entrada da Azul no mercado. Por meio deste estudo, pôde-se analisar a influência da entrada da Azul no mercado, isto é, quais indicadores e companhias foram realmente afetados pela entrada da empresa, além de se efetuar comparação com estudo similar, realizado para o período entre 1983 e 2003, de forma a se analisar quais variáveis explicativas são, de fato, significativas para cada período.

Palavras-chave: Econometria. Indicadores financeiros. Aviação civil. Solvência.

ABSTRACT

COSTA, V. L. D. **Financial indicators of Brazilian aviation companies between 2004 and 2018: an econometric analysis.** 2019. 71 f. Monografia (Trabalho de Conclusão de Curso) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2019.

This graduation thesis has the purpose of analysing the situation of solvency/insolvency of companies Avianca, Azul, Gol and Tam, besides civil aviation sector as a whole, for the period between 2004 and 2018. For this purpose, an econometric study was proposed for the Debt Ratio of Industry (EG), the Asset Turn of Industry (GA), the Return on Assets Before Interest and Income Taxes of Industry (ROA AJIR), besides an indicator for Solvency Probability (PS) for each of the companies. The referred econometric analysis was based on the explanatory variables GDP, Exchange Rate, multiplication between GDP and Exchange Rate (GDP x Exchange Rate), GDP lagged in one year, Exchange Rate lagged in one year, multiplication between GDP and Exchange Rate (GDP x Exchange Rate) lagged in one year and a dummy variable for the entrance of Azul in the aviation sector. Through this study, the influence of the entrance of Azul in the aviation sector could be measured, that is, which indicators and companies were really affected by it, besides a comparison with a similar study, for the period between 1983 and 2003, could be made, so as to evaluate which explanatory variables are, indeed, significant for each period.

Keywords: Econometry. Financial indicators. Aviation. Solvency.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Exemplo de função de distribuição acumulada de modelo logit.....	28
Figura 2 - Endividamento Geral (EG).	34
Figura 3 – Giro do Ativo (GA).	35
Figura 4 – Retorno sobre Ativo Total (ROA AJIR).	35
Figura 5 – Probabilidade de Solvência (PS).	36
Figura 6 – PIB Real a preços de 2003.	38
Figura 7 – Taxa de Câmbio do real brasileiro.	39
Figura 8 – Variável explicativa PIB x Câmbio.....	40
Figura 9 – PIB defasado.	41
Figura 10 – Câmbio defasado.....	41
Figura 11 – PIB x Câmbio defasado.....	42
Figura 12 – Variável dummy de entrada da Azul.....	43
Figura 13 – Regressão linear múltipla para EG.....	46
Figura 14 – Teste de Breusch – Godfrey para EG.....	46
Figura 15 – Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para EG.	47
Figura 16 - Regressão linear múltipla para GA.	48
Figura 17 - Teste de Breusch – Godfrey para GA.....	48
Figura 18 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para GA.	49
Figura 19 - Regressão linear múltipla para ROA_AJIR.....	50
Figura 20 - Teste de Breusch – Godfrey para ROA_AJIR.....	50
Figura 21 – Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para ROA AJIR.....	51
Figura 22 - Regressão linear múltipla para PS_Azul.	52
Figura 23 - Teste de Breusch – Godfrey para PS_Azul	52
Figura 24 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para PS_Azul.....	53
Figura 25 - Valores encontrados e esperados para PS_Azul.	54
Figura 26 - Regressão linear múltipla para PS_Avianca.	55
Figura 27 - Teste de Breusch – Godfrey para PS_Avianca.....	55
Figura 28 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para PS_Avianca.	55
Figura 29 - Regressão linear múltipla para PS_Tam.....	56
Figura 30 - Teste de Breusch – Godfrey para PS_Tam.....	57
Figura 31 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para PS_Tam.	57

Figura 32 - Regressão linear múltipla para PS_Gol	58
Figura 33 - Teste de Breusch – Godfrey para PS_Gol.	58
Figura 34 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para PS_Gol.....	59
Figura 35 – Uso de estimadores de Newey – West para EG.....	60
Figura 36 – Valores encontrados e esperados para EG.	60
Figura 37 – Uso de estimadores de Newey – West para GA	62
Figura 38 - Valores encontrados e esperados para GA.	62
Figura 39 - Uso de estimadores de Newey – West para ROA AJIR.	63
Figura 40 - Valores encontrados e esperados para ROA AJIR.	64
Figura 41 - Uso de estimadores de Newey – West para PS_Avianca	65
Figura 42 - Valores encontrados e esperados para PS_Avianca	66
Figura 43 - Uso de estimadores de Newey – West para PS_Tam	67
Figura 44 - Valores encontrados e esperados para PS_Tam	67
Figura 45 - Uso de estimadores de Newey – West para PS_Gol.	68
Figura 46 - Valores encontrados e esperados para PS_Gol.....	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resumo das escolhas de indicadores de Scarpel e Milioni (2001).....	29
Tabela 2 – Variáveis explicativas significativas para cada variável de resposta no estudo de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008).....	32
Tabela 3 – Variáveis explicativas e suas abreviações no Stata 14.	45
Tabela 4 – Variáveis explicativas significativas para cada variável de resposta no estudo de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008) para o período entre 1983 e 2003.....	71
Tabela 5 - Variáveis explicativas significativas para cada variável de resposta neste Trabalho de Conclusão de Curso para o período entre 2004 e 2018.	72

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

EG	–	Endividamento Geral
GA	–	Giro do Ativo Total
LC	–	Liquidez Corrente
ROA	–	Retorno sobre Ativo Total
ROA AJIR	–	Retorno sobre Ativo Total Antes de Juros e Imposto de Renda
PIB	–	Produto Interno Bruto
PIB x Câmbio	–	Multiplicação entre PIB e Câmbio
PS	–	Probabilidade de Solvência

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
2	REVISÃO DA LITERATURA	21
2.1	INDICADORES FINANCEIROS	21
2.1.1	Indicadores de Liquidez	21
2.1.2	Índices de Gestão de Ativos	21
2.1.3	Índices de Gestão de Dívidas	22
2.1.4	Índices de Lucratividade	23
2.1.5	Índices de Valor de Mercado	23
2.2	MODELOS ECONOMÉTRICOS	23
2.2.1	Escopo da Econometria	24
2.2.2	Modelos de Decisão Binários	25
2.2.3	Modelagem logit	26
2.3	INDICADOR PROBABILIDADE DE SOLVÊNCIA (PS)	28
2.3.1	Escolha dos índices financeiros	29
2.3.2	Escolha das empresas	29
2.3.3	Estimação dos parâmetros do modelo	30
2.3.4	Teste do modelo	31
2.4	MODELAGEM ECONOMÉTRICA DE PS APLICADA AO SETOR DE AVIAÇÃO CIVIL NACIONAL PARA O PERÍODO 1983 À 2003	31
3	METODOLOGIA	33
3.1	VARIÁVEIS DEPENDENTES OU DE RESPOSTA	33
3.2	VARIÁVEIS EXPLICATIVAS	37
3.2.1	PIB	37
3.2.2	Câmbio	38
3.2.3	PIB x Câmbio	39
3.2.4	Variáveis defasadas	40

3.2.5	Variáveis <i>dummies</i>	42
3.3	MODELAGEM ECONOMÉTRICA	43
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	45
4.1	REGRESSÕES LINEARES MÚLTIPLAS	45
4.1.1	Endividamento Geral da Indústria (EG)	46
4.1.2	Giro do Ativo Total da Indústria (GA)	47
4.1.3	ROA AJIR da Indústria (ROA_AJIR)	49
4.1.4	Probabilidade de Solvência da Azul (PS_Azul)	51
4.1.5	Probabilidade de Solvência da Avianca (PS_Avianca)	54
4.1.6	Probabilidade de Solvência da Tam (PS_Tam)	56
4.1.7	Probabilidade de Solvência da Gol (PS_Gol)	57
4.2	USO DE ESTIMADORES NEWEY – WEST	59
4.2.1	Endividamento Geral da Indústria (EG)	59
4.2.2	Giro do Ativo Total da Indústria (GA)	61
4.2.3	ROA AJIR da Indústria (ROA_AJIR)	63
4.2.4	Probabilidade de Solvência da Avianca (PS_Avianca)	65
4.2.5	Probabilidade de Solvência da Tam (PS_Tam)	66
4.2.6	Probabilidade de Solvência da Gol (PS_Gol)	68
5	CONCLUSÃO	71
	REFERÊNCIAS	75

1 INTRODUÇÃO

O setor de aviação civil mundial é caracterizado por possuir um grande histórico de crises financeiras e pedidos de recuperação judicial. O Brasil, em especial, apresenta-se ainda mais vulnerável, devido a fatores que passam pela volatilidade do câmbio, o excesso de normas regulatórias, além do chamado “Custo Brasil”.

Diante dessa realidade, Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008) coletaram dados acerca de empresas em situação de insolvência do setor, nomeadamente Varig, Vasp e Transbrasil, para realização de estudo acerca dos fatores macroeconômicos (tais como PIB, Câmbio, multiplicação entre PIB e Câmbio e variáveis defasadas) e específicos da categoria (uma variável *dummy* exógena, a saber, a regulamentação pelo governo), que afetam a insolvência das referidas empresas aéreas, tendo como alvo o período entre 1983 e 2003. Para tal estudo, indicadores financeiros de Giro do Ativo (GA), Endividamento Geral (EG) e Retorno sobre Ativo Total AJIR (ROA AJIR), além do indicador de probabilidade de solvência (PS), criado através de modelagem logit por Scarpel e Milioni (2001), foram modelados econometricamente. Por meio deste modelo, pôde-se, de certa forma, ter maior grau de certeza acerca das variáveis que realmente afetam a insolvência de empresas do setor aéreo, de tal forma que se possa ter maior exatidão acerca de possíveis situações de falência.

Este Trabalho de Conclusão de Curso apresenta-se como uma continuação do trabalho de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008), desta vez para o período entre 2004 e 2018. Defronte desta nova realidade, propôs-se modelar os mesmos indicadores, desta vez para os maiores *players* do setor neste espaço de tempo, isto é, Azul, Avianca, Gol, Tam, além da indústria como um todo. Sem embargo, uma modificação na proposta de variável específica do setor aéreo foi proposta, sendo a variável *dummy* de entrada da Azul no mercado considerada em substituição à variável *dummy* exógena de regulamentação do mercado.

O Trabalho de Conclusão de Curso está organizado de forma a, inicialmente, na seção 2, “Revisão da Literatura”, ser explanado todo o referencial teórico necessário à consecução e entendimento do fato exposto. Desta forma, assuntos não estudados durante o curso de Engenharia de Produção, como indicadores financeiros, econometria e modelagem logit, puderam ser analisados. Prossegue-se, na seção 3, com a metodologia utilizada para a consecução do trabalho, em que se exporá todos os métodos utilizados para acúmulo de dados das companhias aéreas e ferramentas utilizadas para tratamento dos mesmos. A seção 4 seguinte, “Resultados e Discussões”, tem o papel tanto de expor os corolários da metodologia

utilizada, como de discutí-los para cada empresa e indústria como um todo. Por fim, a última seção, “Conclusão”, trata de comparar o estudo de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008), realizado entre 1983 e 2003, com o presente estudo, para o período entre 2004 e 2018, expondo suas diferenças e semelhanças em termos de variáveis explicativas significativas. As limitações do modelo também serão expostas nesta última seção.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Esta seção traz uma breve descrição dos principais temas que foram estudados no decorrer deste Trabalho de Conclusão de Curso.

2.1 INDICADORES FINANCEIROS

Segundo Ehrhardt e Brigham (2015) e Ross et al. (2015), para uma completa análise de demonstrações financeiras, é necessária a análise de indicadores. Estes se dividem em cinco classes:

2.1.1 Indicadores de Liquidez

Os Indicadores de liquidez, também chamados de indicadores de solvência de curto prazo, medem a “capacidade que a empresa tem para pagar suas contas de curto prazo, sem maior estresse” (ROSS et al., 2015, p.52). Ainda segundo este último, “esses indicadores se concentram no ativo e no passivo circulantes” (ROSS et al., 2015, p.52).

Segundo Ross et al. (2015), classificam-se nesse grupo os seguintes indicadores: Índice de Liquidez Corrente, Índice de Liquidez Seca (ou imediata) e Índice de Caixa.

Neste Trabalho de Conclusão de Curso, deu-se especial atenção ao Índice de Liquidez Corrente, dado pela equação abaixo:

$$\text{Índice de Liquidez Corrente (LC)} = \frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}} \quad (2.1)$$

2.1.2 Índices de Gestão de Ativos

De acordo com Ross et al. (2015, p.55), indicadores de gestão de ativos “se destinam a descrever a eficiência ou a intensidade com que uma empresa utiliza seus ativos para gerar vendas”.

De fato, há uma “quantidade correta investida em ativos” (EHRHARDT; BRIGHAM, 2015, p.90). Segundo os mesmos, alocar capital em ativos em quantidade diferente do ideal terá dois efeitos maléficis diferentes:

1. Se a empresa aloca capital demasiado em ativos, “então seu capital operacional será desnecessariamente alto, o que reduz seu fluxo de caixa livre e, conseqüentemente, o preço de suas ações” (EHRHARDT; BRIGHAM, 2015, p.90); ou
2. Se a empresa aloca menos capital em ativos do que o necessário, “então perderá vendas, o que prejudicará a rentabilidade” (EHRHARDT; BRIGHAM, 2015, p.90).

Segundo Ehrhardt e Brigham (2015), classificam-se nesse grupo os seguintes indicadores: Índice de Giro de Estoque, Prazo de Recebimento de Vendas (*days sales outstanding* – DSO) e Giro do Ativo Total.

Neste Trabalho de Conclusão de Curso, deu-se especial atenção ao Índice de Giro do Ativo Total (GA), dado pela equação abaixo:

$$\text{Índice de Giro do Ativo Total (GA)} = \frac{\text{Receita Líquida}}{\text{Ativo Total}} \quad (2.2)$$

2.1.3 Índices de Gestão de Dívidas

Os Índices de Gestão de Dívidas, também chamados de indicadores de solvência de longo prazo, “destinam-se a abordar a capacidade de a empresa cumprir suas obrigações de longo prazo ou, de modo geral, sua alavancagem financeira” (ROSS et al., 2015, p.54).

Segundo Ehrhardt e Brigham (2015), classificam-se nesse grupo os seguintes indicadores: Índice de Endividamento Geral, Índice de Cobertura de Juros, Índice de Cobertura do EBITDA (ou Índice de Cobertura de Caixa).

Neste Trabalho de Conclusão de Curso, deu-se especial atenção ao Índice de Endividamento Geral, dado pela equação abaixo:

$$\text{Índice de Endividamento Geral (EG)} = \frac{\text{Passivo Total}}{\text{Ativo Total}} \quad (2.3)$$

2.1.4 Índices de Lucratividade

Os Indicadores de Lucratividade mostram os “efeitos combinados de liquidez, gestão de ativos e dívida sobre resultados operacionais” (EHRHARDT; BRIGHAM, 2015, p.96). Afinal, ainda por Ehrhardt e Brigham (2015, p.96), “lucratividade é o resultado líquido de um conjunto de políticas e decisões”.

Segundo Ehrhardt e Brigham (2015), classificam-se nesse grupo os seguintes indicadores: Margem de Lucro Bruto, Margem de Lucro Líquido, Retorno sobre Ativo Total (ROA), Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE) e Índice de Receita Operacional/Total de Ativos.

Neste Trabalho de Conclusão de Curso, deu-se especial atenção ao Índice de Receita Operacional/Total de Ativos, também conhecido como ROA AJIR, dado pela equação abaixo:

$$\text{Retorno sobre Ativo Total AJIR} = \frac{\text{LAJIR}}{\text{Ativo Total}} \quad (2.4)$$

2.1.5 Índices de Valor de Mercado

Os Índices de Valor de Mercado “relacionam o preço da ação de uma empresa com seus lucros, fluxo de caixa e valor patrimonial por ação” (EHRHARDT; BRIGHAM, 2015, p.99). Ainda em Ehrhardt e Brigham (2015, p.99), afirma-se que “são uma maneira de medir o valor das ações de uma empresa em comparação com as de outra empresa”.

Segundo Ehrhardt e Brigham (2015), classificam-se nesse grupo os seguintes indicadores: Índice de Preço/Lucro, Índice de Preço/Fluxo de Caixa e Índice de Valor de Mercado/Valor Contábil.

Este trabalho não contemplou análise quantitativa deste tipo de indicador.

2.2 MODELOS ECONOMETRÍCOS

Este Trabalho de Conclusão de Curso tem como um de seus principais fundamentos um assunto estudado no curso de Economia, todavia pouco explorado em engenharia: a econometria.

O estudo do tema se deu, inicialmente, pela coleta de informações acerca de seu escopo geral, de tal forma a se ter um entendimento global. Após realização deste primeiro estágio, prosseguiu-se com tópicos específicos, a saber, modelos de decisão binários e modelagem logit.

2.2.1 Escopo da Econometria

Segundo Gujarati e Porter (2011, p.25), econometria “significa medição econômica”. Todavia, “embora medição seja uma parte importante da econometria, seu escopo é muito mais amplo” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.25). Ainda para este autor, “a regressão é a principal ferramenta da econometria” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.39).

Para Pino (2007), o problema básico em econometria consiste em relacionar uma variável aleatória Y , associada a um dado fenômeno, com outras k variáveis X_i , $i = 1, 2, \dots, k$, que por sua vez estão associadas a outros k fenômenos.

O objetivo, então, é achar alguma função F que relacione essas variáveis:

$$Y = F(X_1, \dots, X_k) \quad (2.5)$$

Neste caso,

[...] então, a variável aleatória Y assim definida é chamada de variável de resposta ou dependente, enquanto as demais são chamadas variáveis explicativas, ou explanatórias, ou independentes, ou simplesmente regressores (PINO, 2007, p.45).

Pino (2007, p.45) ainda discorre sobre a hipótese de linearidade (regressão linear múltipla), pois “é razoável supor que Y seja função de uma combinação linear das variáveis independentes, dada por $\beta'X$, onde β é um vetor $k \times 1$ de parâmetros a serem estimados e X é o vetor $k \times 1$ de variáveis independentes”, isto é:

$$\left\{ \begin{array}{l} \beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \dots \\ \beta_k \end{pmatrix} \\ X = \begin{pmatrix} X_1 \\ \dots \\ X_k \end{pmatrix} \\ Y = F(\beta'X) + \varepsilon \end{array} \right. \quad (2.6)$$

Sendo ε o termo de erro da regressão linear múltipla, que possui média nula por hipótese.

Ainda, por Pino (2007), a esperança de Y dado $X = x$ é dada por:

$$E(Y|X = x) = F(\beta'X) \quad (2.7)$$

2.2.2 Modelos de Decisão Binários

Modelos de Decisão Binários são um “caso particular de modelo de resposta qualitativa no qual a variável de resposta é binária (ou *dummy*)” (PINO, 2007, p.46), isto é, “ela assume somente dois valores, geralmente 0 para a não-ocorrência do fenômeno e 1 para a ocorrência” (PINO, 2007, p.46).

O problema com tal tipo de variável é que, de acordo com Aldrich e Nelson¹ (1984 *apud* PINO, 2007, p.47), “se Y for dicotômica, a estimação de mínimos quadrados ordinários do modelo linear de probabilidade será viesada e o termo de erro será heteroscedástico”. Pelo termo heteroscedasticidade entende-se que “a variância condicional da população de Y varia com X” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.87).

Desta forma, regressões lineares múltiplas não são a melhor opção quando do manejo de variáveis binárias. De fato, a melhor opção é utilizar um modelo probit, modelo este que “serve para designar todos esses modelos não-lineares de probabilidade em que F é uma distribuição de probabilidade” (PINO, 2007, p.47).

Ainda por Pino (2007), os dois tipos mais comuns de modelos probit são o normit e o logit.

O modelo normit é “o nome dado ao modelo probit quando a distribuição normal é utilizada” (PINO, 2007, p.47). A equação abaixo descreve a F para um modelo normit:

$$\Pr(Y = 1|X = x) = \Phi(\beta'x) = \int_{-\infty}^{\beta'x} \phi(t)dt \quad (2.8)$$

Onde ϕ representa a densidade normal padrão:

$$\phi(\beta'x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\beta'x)^2}{2}} \quad (2.9)$$

¹ ALDRICH, J. H.; NELSON, F. D. **Linear probability, logit, and probit models**. London: Sage, 1984. 94 p.

O modelo logit é “o nome dado ao modelo probit quando a distribuição logística é utilizada como função de ligação” (PINO, 2007, p.48). A equação do modelo logit é, então, segundo Pino (2007):

$$p = \Pr(Y = 1 | \mathbf{X} = \mathbf{x}) = \Lambda(\beta' \mathbf{x}) = \frac{e^{\beta' \mathbf{x}}}{1 + e^{\beta' \mathbf{x}}} = \frac{1}{1 + e^{-\beta' \mathbf{x}}} \quad (2.10)$$

Este Trabalho de Conclusão de Curso fará uso deste último modelo de decisão binário explanado nesta seção.

2.2.3 Modelagem logit

Como será utilizado neste Trabalho de Conclusão de Curso, o modelo logit merece ser estudado em maior profundidade.

Gujarati e Porter (2011) explicam de modo claro a ineficiência de modelos de regressão linear quando a variável resposta é binária ou dicotômica. De fato, tais tipos de modelos – regressão linear com variável resposta “zero” ou “um” – são chamados de modelo de probabilidade linear (MPL).

Além de resultarem em erros de heteroscedasticidade, conforme explanado por Aldrich e Nelson² (1984 *apud* PINO, 2007, p.47), modelos de probabilidade linear não garantem a condição de que $0 \leq E(Y_i | X_i) \leq 1$. De fato, Gujarati e Porter (2011, p.542) explicam que “como $E(Y_i | X_i)$ nos modelos de probabilidade linear mede a probabilidade condicional de que o evento Y ocorra dado X, ele se situa necessariamente entre 0 e 1”. Todavia, “embora isso seja verdade, a priori nada garante que \hat{Y}_i , os estimadores de $E(Y_i | X_i)$, satisfaçam necessariamente essa restrição, e esse é o problema real da estimativa dos modelos de probabilidade linear por MQO” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.542). Segundo os mesmos autores, isso acontece, porque “os MQO não levam em conta a restrição de que $0 \leq E(Y_i | X_i) \leq 1$ ” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.542).

² ALDRICH, J. H.; NELSON, F. D. **Linear probability, logit, and probit models**. London: Sage, 1984. 94 p.

Desta forma, a “beleza” dos métodos logit e probit consiste no fato de que “garantirão que as probabilidades estimadas de fato situam-se entre os limites lógicos 0 e 1” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.542).

Além de problemas quanto ao ajustamento dos estimadores ao intervalo [0,1], o coeficiente de determinação (R^2) como medida de qualidade do ajustamento é “questionável” em um MPL. De fato, “na maioria das aplicações práticas, o R^2 situa-se entre 0,2 e 0,6” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.543), o que remete a Aldrich e Nelson³(1984 *apud* GUJARATI; PORTER, 2011, p.543): “o uso do coeficiente de determinação como estatística sintética deveria ser evitado em modelos com a variável dependente qualitativa”.

Explanadas as razões pelas quais o uso de modelos de regressão lineares quando usados com variáveis de resposta binárias são insatisfatórios, deve-se recorrer à forma do modelo logit. Com efeito, um modelo logit com somente uma variável explicativa apresenta a forma seguinte, segundo Gujarati e Porter (2011, p.551) :

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-(\beta_1+\beta_2X_i)}} \quad (2.11)$$

Um modelo logit com k variáveis explicativas apresenta a forma já descrita anteriormente na equação (2.10). A equação (2.11) é um caso particular da anterior.

A equação (2.11) ainda é escrita, por Gujarati e Porter (2011, p.551) como:

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} = \frac{e^{Z_i}}{1+e^{Z_i}} \quad (2.12)$$

em que $Z_i = \beta_1 + \beta_2X_i$

Com efeito, a equação (2.12) “representa o que é conhecido como função de distribuição logística (acumulada)” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.551).

A estimação dos parâmetros β_1 e β_2 (ou mais parâmetros se usada a forma geral da equação 2.10) se dá com um pouco de simples manipulação algébrica. Gujarati e

Porter (2011, p.551) chegaram ao seguinte valor:

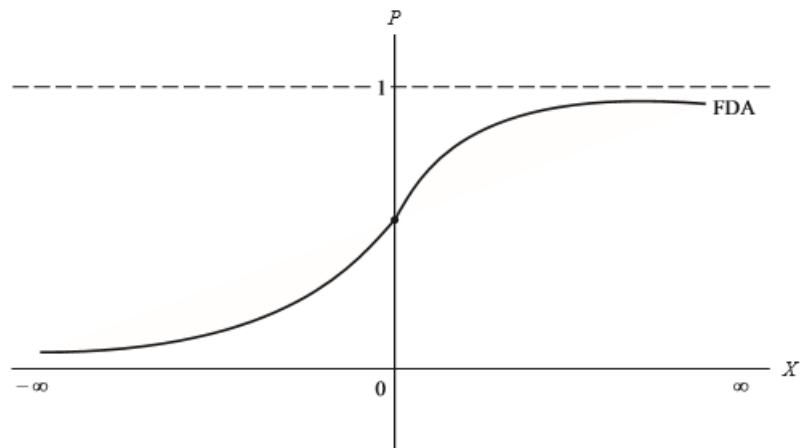
³ ALDRICH, J. H.; NELSON, F. D. **Linear probability, logit, and probit models**. London: Sage, 1984. 94 p.

$$L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i \quad (2.13)$$

que “não é apenas linear em X , mas também (do ponto de vista de estimação), linear nos parâmetros” (GUJARATI; PORTER, 2011, p.552).

A figura abaixo (Figura 1) retrata a forma gráfica da função de distribuição acumulada (FDA) de um modelo *logit*.

Figura 1 – Exemplo de função de distribuição acumulada de modelo *logit*.



Fonte: Gujarati e Porter (2011, p.550).

2.3 INDICADOR PROBABILIDADE DE SOLVÊNCIA (PS)

O estudo realizado por Scarpel e Milioni (2001) foi o primeiro a utilizar de modelagem *logit* em previsão de insolvência e análise financeira de empresas.

O artigo pode ser dividido em quatro etapas: escolha dos índices financeiros, escolha das empresas, estimação dos parâmetros do modelo e teste do modelo.

2.3.1 Escolha dos índices financeiros

Nesta primeira etapa, Scarpel e Milioni (2001) escolheram os indicadores financeiros a serem variáveis explicativas do modelo logit. Com efeito, “buscando abranger as análises de liquidez, atividade, endividamento e lucratividade, selecionou-se um índice de cada uma dessas análises como variável explicativa do modelo”(SCARPEL; MILIONI, 2001, p.82).

As escolhas para cada uma das classes de indicadores estão resumidas na seguinte tabela:

Tabela 1 - Resumo das escolhas de indicadores de Scarpel e Milioni (2001).

Classe	Indicador Escolhido
Liquidez	Liquidez Corrente (LC)
Atividade	Giro do Ativo Total (GA)
Endividamento	Endividamento Geral (EG)
Lucratividade	Retorno sobre o Ativo Total (ROA)

Fonte: Elaborado pelo autor.

O método de cálculo de cada um desses indicadores já foi explanado na seção 2.1, “Indicadores Financeiros”, deste Trabalho de Conclusão de Curso.

Conforme notado, nenhum indicador do tipo “Índice de Valor de Mercado” foi escolhido por Scarpel e Milioni (2001) como variável explicativa de seu modelo logit.

2.3.2 Escolha das empresas

Scarpel e Milioni (2001, p.82) escolheram “somente dados de empresas de capital aberto, uma vez que suas demonstrações financeiras estão disponíveis na Comissão de Valores Mobiliários (CVM) e na Bolsa de Valores do Estado de São Paulo”.

Como critério de seleção de empresas entre solventes ou insolventes, adotou-se que

[...] empresas solventes são aquelas que desfrutam de crédito amplo no sistema bancário, sem restrições ou objeções a financiamentos ou empréstimos, enquanto empresas insolventes são aquelas que tiveram processos de concordata, requerida e/ou diferida, e/ou falência decretada (SCARPEL; MILIONI, 2001, p.82).

Após levantamento de empresas tendo como base o Suplemento de Orientação ao Investidor da Bovespa e com o auxílio da CVM, Scarpel e Milioni (2001) identificaram 28 empresas como insolventes.

O levantamento de empresas solventes teve como base as revistas “Conjuntura Econômica” e “Exame”, havendo identificado 32 empresas como solventes.

Nenhuma empresa estatal foi escolhida, “por considerar-se que essas empresas poderiam deixar o estudo tendencioso” (SCARPEL; MILIONI, 2001, p.82), pois “mesmo em situação financeira altamente desfavorável elas não entram em concordata e nem vão à falência” (SCARPEL; MILIONI, 2001, p.82).

2.3.3 Estimação dos parâmetros do modelo

Scarpel e Milioni (2001) utilizaram como variáveis explicativas do modelo os índices financeiros elucidados na seção 2.3.1, isto é, LC, GA, EG e ROA. A variável dependente utilizada foi Y_i , uma variável dicotômica com valor “um” quando a empresa for solvente e “zero” quando for insolvente.

Após utilização do método da máxima verossimilhança e uso de matriz de correlação para verificar a ocorrência de multicolinearidade entre as variáveis explicativas, Scarpel e Milioni (2001) optaram por retirar a variável explicativa LC do modelo, pois esta “foi a variável que apresentou o pior valor-P” (SCARPEL; MILIONI, 2001, p.83).

O resultado final foi, assim, o indicador probabilidade de solvência (PS), dado por:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(0,190+3,312*GA_i-3,687*EG_i+10,997*ROA_i)}} \quad (2.14)$$

Nesta equação, “ P_i é a probabilidade da empresa i ser solvente, G_{Ai} é o giro do ativo da empresa i , EG_i é o índice de endividamento geral da empresa i e ROA_i é a taxa de retorno do ativo total da empresa i ” (SCARPEL; MILIONI, 2001, p.83) .

2.3.4 Teste do modelo

Segundo Scarpel e Milioni (2001), são insolventes as empresas que obtiverem $P_i < 0,5$ e solventes aquelas com $P_i > 0,5$.

O teste do modelo obteve acerto em 24 das 28 empresas insolventes e em 28 das 32 empresas solventes. O percentual de acerto global foi, portanto, de 86,7%.

2.4 MODELAGEM ECONOMETRICA DE PS APLICADA AO SETOR DE AVIAÇÃO CIVIL NACIONAL PARA O PERÍODO 1983 À 2003

Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008, p.564) apresentaram a “primeira tentativa da literatura em buscar identificar os determinantes da situação de insolvência das principais companhias aéreas do período regulatório no Brasil”. Para tal, fez-se uso de modelagem econométrica do indicador PS criado por Scarpel e Milioni (2001) e referido na seção anterior.

A metodologia utilizada por Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008) consistiu em, primeiramente, levantar, para o período 1983-2003, os dados dos indicadores financeiros de Endividamento Geral (EG), Giro do Ativo (GA) e Retorno sobre Ativo Total AJIR (ROA AJIR) das companhias aéreas Varig, Vasp e Transbrasil, além da indústria como um todo. De posse dos indicadores, construiu-se o indicador PS para cada empresa e para cada ano. Por último, determinou-se a relação entre o indicador de solvência PS e variáveis explicativas, a saber, PIB, Câmbio, multiplicação entre PIB e Câmbio (PIB x Câmbio), variáveis defasadas em um ano para PIB, Câmbio e multiplicação entre PIB e Câmbio (PIB x Câmbio), além de uma variável binária (*dummy*) exógena de desregulamentação (chamada de desreg) que assume valor “zero” de 1983 à 1991 (período regulamentado do mercado de aviação civil brasileiro) e “um” entre 1992 e 2003 (período desregulamentado).

Uma vez calculadas as variáveis, coube a Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008) realizarem regressões lineares múltiplas. Para tal, adotando-se nível de significância de 10%, “foram aplicados testes de homoscedasticidade (teste de Breusch-Pagan/CookWeisberg) e de autocorrelação (teste de Breusch-Godfrey) nos resultados obtidos, e observou-se a presença de ambos” (OLIVEIRA; SCARPEL; OLIVEIRA, 2008, p.571). Uma vez que as regressões lineares múltiplas foram consideradas insatisfatórias, “passou-se a utilizar o método de regressão através de estimadores Newey – West, que é um estimador mais robusto à presença de autocorrelação e homoscedasticidade” (OLIVEIRA; SCARPEL; OLIVEIRA, 2008, p.571).

Novamente adotando-se nível de significância de 10%, o uso do método de Newey – West apresentou os resultados resumidos na tabela abaixo:

Tabela 2 – Variáveis explicativas significativas para cada variável de resposta no estudo de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008).

Variável de Resposta	Variáveis explicativas significativas
Giro do Ativo da Indústria (GA)	PIB, Câmbio e PIB x Câmbio
Endividamento Geral da Indústria (EG)	Câmbio defasado, PIB x Câmbio defasado e Desreg
Return on Assets AJIR da Indústria (ROA AJIR)	PIB, Câmbio e PIB x Câmbio
Probabilidade de Solvência da Varig (PS Varig)	Câmbio defasado e PIB x Câmbio defasado
Probabilidade de Solvência da Vasp (PS Vasp)	PIB e PIB x Câmbio defasado
Probabilidade de Solvência da Transbrasil (PS Transbrasil)	Nenhuma variável explicativa é significativa

Fonte: Elaborado pelo autor.

3 METODOLOGIA

Conforme mencionado anteriormente, o presente Trabalho de Conclusão de Curso adotou o período entre 2004 e 2018 como objeto de estudo, de forma a complementar a análise realizada inicialmente por Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008), que inspecionou o período entre 1983 e 2003.

Ao contrário de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008), que inspecionaram empresas consideradas em condição de insolvência, as companhias escolhidas para o Trabalho de Conclusão de Curso foram as maiores do setor de aviação civil nacional durante o período em estudo, isto é, Azul, Avianca, Gol e Tam, além da indústria como um todo. Destas, somente a Avianca apresentou situação de fragilidade financeira ao decretar recuperação judicial em 2019.

Duas observações devem ser feitas previamente. Em primeiro lugar, é necessário afirmar que a Azul somente foi fundada em 2008 e que, portanto, não possui dados para o período todo, tendo, assim, dados somente a partir daquele ano. A segunda observação diz respeito à Avianca, cujo antigo nome perante a ANAC era Oceanair. De fato, os dados da empresa prévios à 2009 foram retirados dos demonstrativos financeiros da Oceanair.

Os estágios da metodologia adotada estão descritos a seguir.

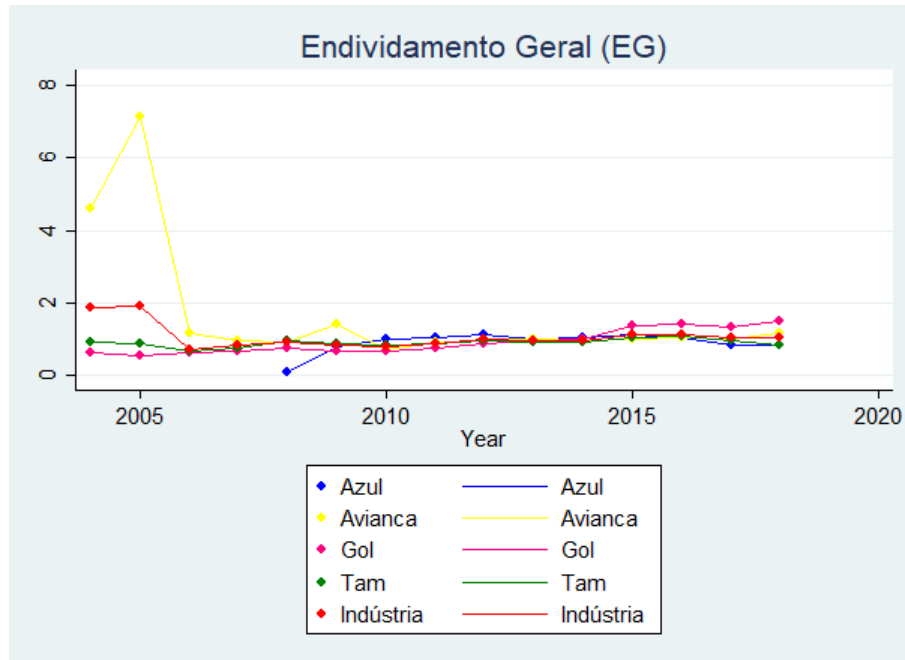
3.1 VARIÁVEIS DEPENDENTES OU DE RESPOSTA

Como variáveis de resposta, adotou-se o Endividamento Geral (EG), o Giro do Ativo (GA), o Retorno sobre Ativo Total AJIR (ROA AJIR) e, por último, o Indicador Probabilidade de Solvência (PS), decorrente da modelagem logit realizada por Scarpel e Milioni (2001).

Para calcular os indicadores, todavia, foi-se necessário obter, para cada ano de 2004 à 2018, os valores das contas de Ativo Circulante, Ativo Total, Passivo Circulante, Passivo Total, Receita Líquida e LAJIR. Com efeito, as demonstrações financeiras das quatro empresas aéreas descritas neste Trabalho de Conclusão de Curso, isto é, Azul, Avianca, Gol e Tam, estão disponíveis no site da ANAC (www.anac.gov.br), sob a seção “Demonstrações Contábeis de Empresas Aéreas Brasileiras”. Os dados da indústria são obtidos somando as contas do balanço patrimonial e demonstração do resultado do exercício para cada empresa do setor.

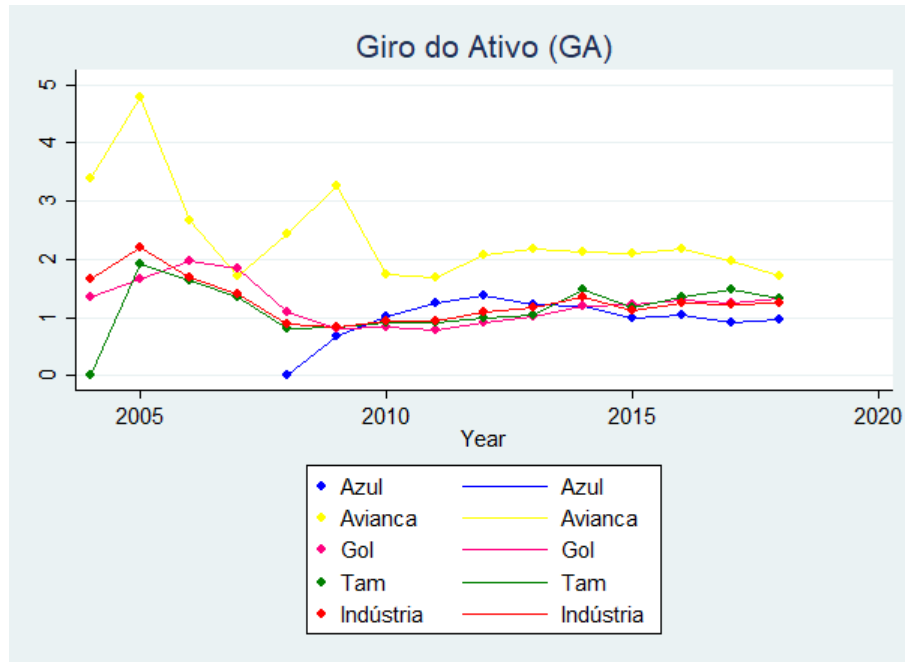
Abaixo, tem-se os gráficos de cada variável explicativa para cada empresa e indústria, durante todo o período de 2004 à 2018.

Figura 2 - Endividamento Geral (EG).



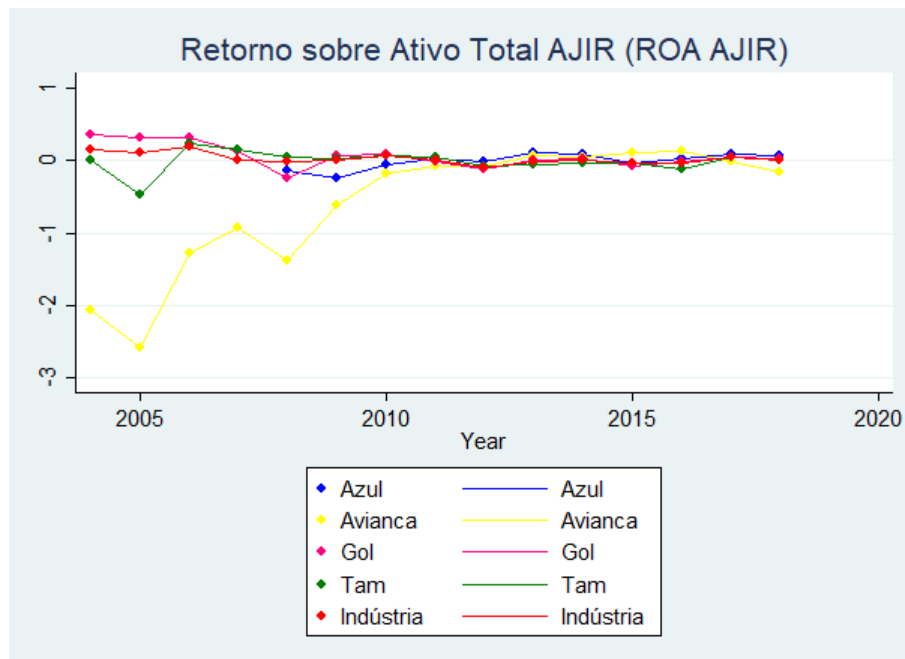
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 3 – Giro do Ativo (GA).



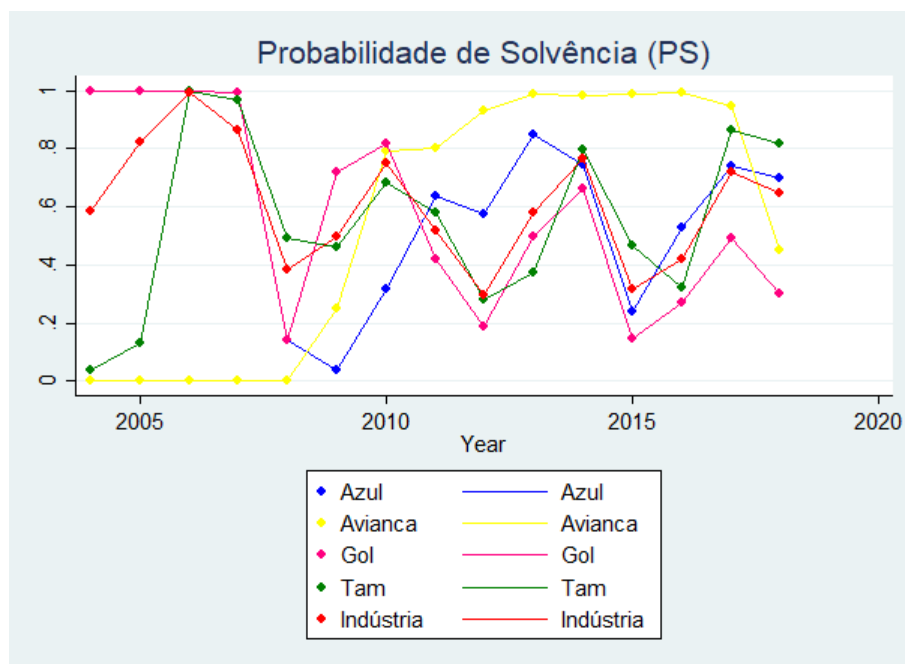
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4 – Retorno sobre Ativo Total (ROA AJIR).



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 5 – Probabilidade de Solvência (PS).



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os gráficos mostrados acima, sobretudo o último (Figura 5), corroboram com a situação de recuperação judicial da companhia Avianca, haja vista que o valor de seu PS para o ano de 2018 (0,451) é menor que 0,5, o que vai de encontro com o modelo logit idealizado por Scarpel e Milioni (2001). É interessante notar, ainda, o nítido caráter de decréscimo do indicador PS de 2017 para 2018. Mostra-se, assim, as ruins condições que o setor de aviação civil nacional passou nesta transição de 2017 para 2018.

A Gol, a exemplo da Avianca, apresentou PS menor que 0,5 para 2018, todavia não foi considerada insolvente. De fato, a empresa apresentou ruins resultados operacionais, porém possui a particularidade de receber capital externo da americana Delta Airlines, o que demonstra ser fator decisivo quando de sua solvência ou não.

É de se notar, ainda, as péssimas condições de Endividamento Geral (EG) e Retorno sobre Ativo Total AJIR (ROA AJIR) da Avianca nos anos de Oceanair. Com o tempo, todavia, a empresa foi normalizando suas operações, ao adquirir a marca Avianca. Ainda é interessante constatar que a Avianca sempre usufruiu do maior Giro do Ativo Total (GA) dentre as quatro grandes empresas aéreas brasileiras.

3.2 VARIÁVEIS EXPLICATIVAS

Para este Trabalho de Conclusão de Curso, foram escolhidas variáveis explicativas tanto relacionadas a fatores macroeconômicos do país, como a fatores exclusivos do setor de aviação civil. Assim, foram elegidos os seguintes parâmetros:

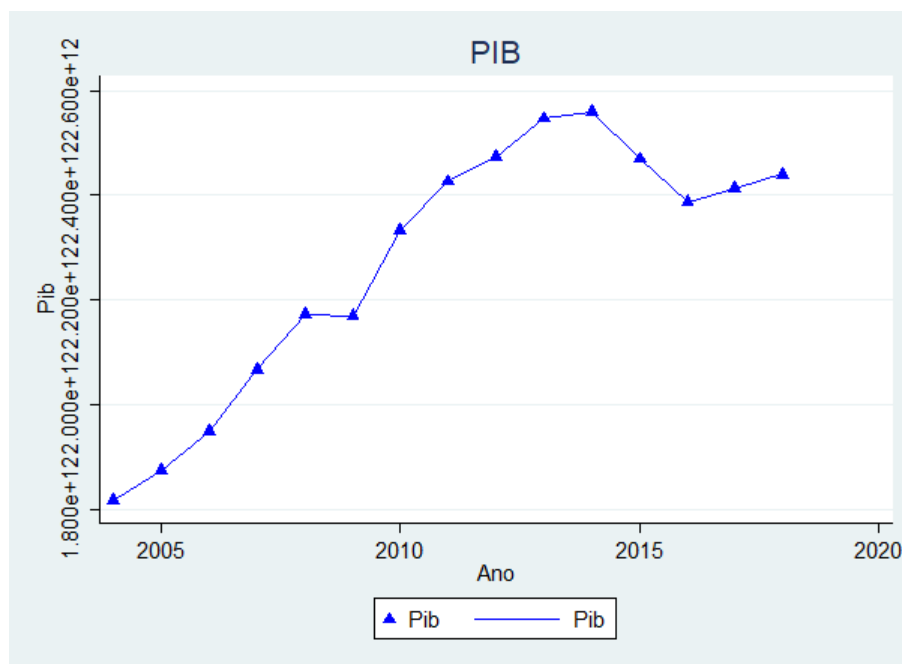
3.2.1 PIB

Uma vez que o Produto Interno Bruto (PIB) é uma medida de demanda, escolheu-se o Produto Interno Bruto real do Brasil a preços de 2003.

Sua metodologia de cálculo foi realizada a partir de duas métricas. Inicialmente, tomou-se o Produto Interno Bruto nominal do país (PIB Nominal), disponível no site do IpeaData (www.ipeadata.gov.br/Default.aspx). Em seguida, os dados do deflator implícito do Produto Interno Bruto, também disponível em IpeaData (www.ipeadata.gov.br/Default.aspx), foram acumulados para o período 2004 - 2018, uma vez que mede a variação média dos preços de um período em relação aos preços do ano anterior.

De posse do PIB nominal e do deflator implícito do PIB, foi possível, enfim, calcular o PIB real a preços de 2003. A figura abaixo mostra este valor.

Figura 6 – PIB Real a preços de 2003.



Fonte: Elaborado pelo autor

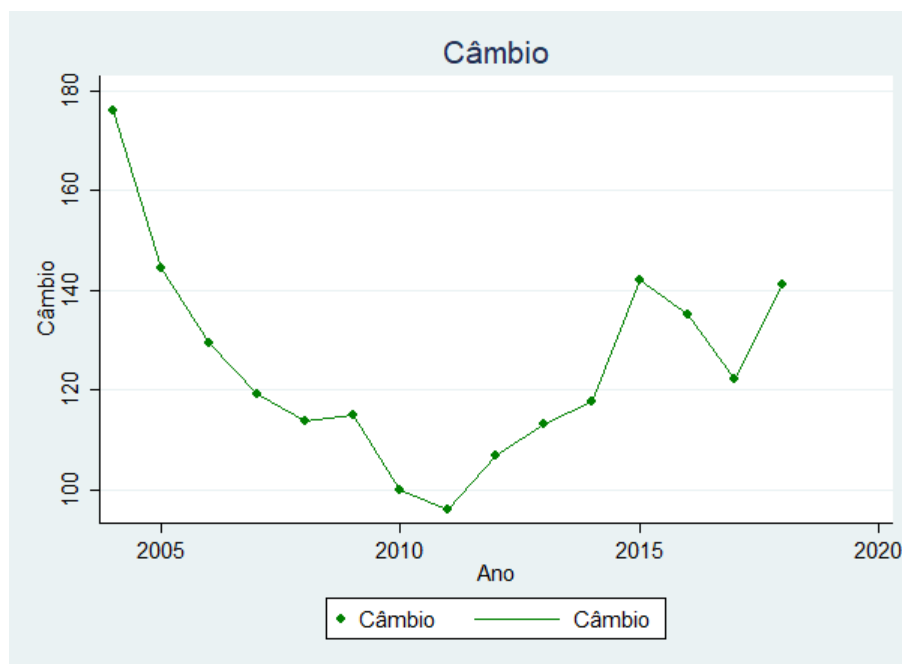
3.2.2 Câmbio

O câmbio está atrelado a diversos custos de empresas aéreas, sobretudo aqueles relacionados a combustíveis e *leasing*. Desta forma, apresenta-se como fator primordial para o entendimento das condições de solvência das companhias aéreas deste Trabalho de Conclusão de Curso.

Para medir o câmbio e a variação da moeda brasileira perante as demais do mundo, fez-se uso da taxa de câmbio efetiva real com média 100 em 2010, disponível em IpeaData (www.ipeadata.gov.br/Default.aspx). Com efeito, a taxa de câmbio efetiva real é a média aritmética ponderada das taxas de câmbio reais bilaterais do país em relação a 23 parceiros comerciais selecionados.

A figura abaixo mostra este valor.

Figura 7 – Taxa de Câmbio do real brasileiro.



Fonte: Elaborado pelo autor.

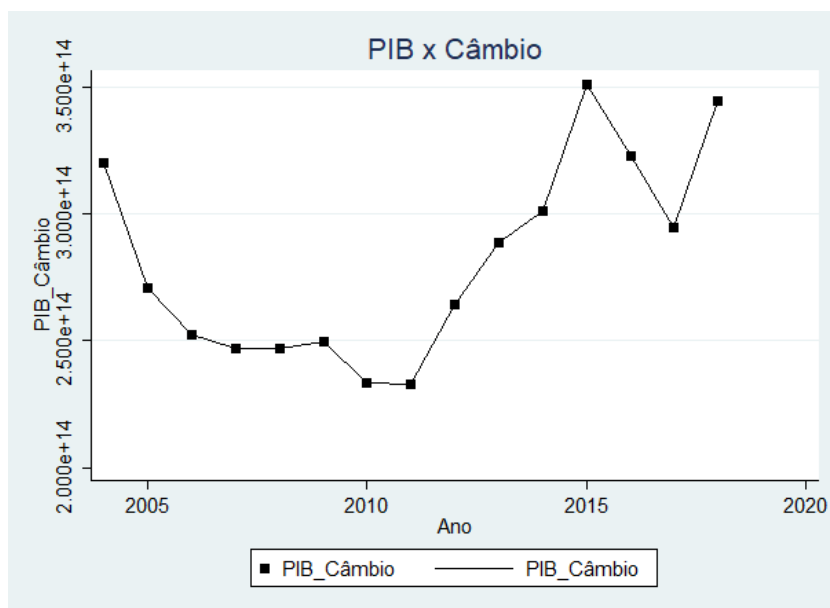
3.2.3 PIB x Câmbio

PIB x Câmbio é uma variável de interação que representa a multiplicação entre o PIB real a preços de 2003 e a taxa de câmbio efetiva real da moeda brasileira. Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008) fizeram uso da mesma variável, nas palavras deles, para “controlar possíveis interações entre as duas variáveis” (OLIVEIRA; SCARPEL; OLIVEIRA, 2008, p.569), pois

[...] caso haja um ‘cancelamento’ entre os efeitos dessas variáveis, onde um aumento em PIB for acompanhado de um aumento na taxa de câmbio (desvalorização cambial), teremos que uma variável parcialmente anula os efeitos da outra, e assim o termo interativo se torna estatisticamente significante (OLIVEIRA; SCARPEL; OLIVEIRA, 2008, p.569).

A figura abaixo mostra este valor para o período entre 2004 e 2018.

Figura 8 – Variável explicativa PIB x Câmbio.



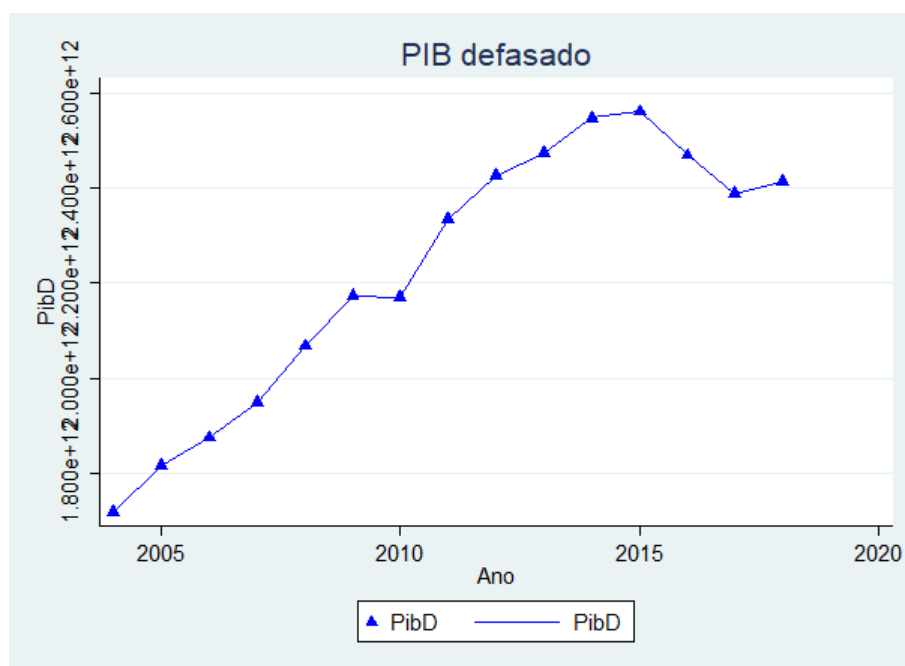
Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2.4 Variáveis defasadas

Para fins de medir a influência do resultado do ano anterior no ano seguinte, foram utilizadas três variáveis defasadas, a saber, PIB defasado em um ano (Figura 9), Câmbio defasado em um ano (Figura 10) e PIB x Câmbio defasado em um ano (Figura 11).

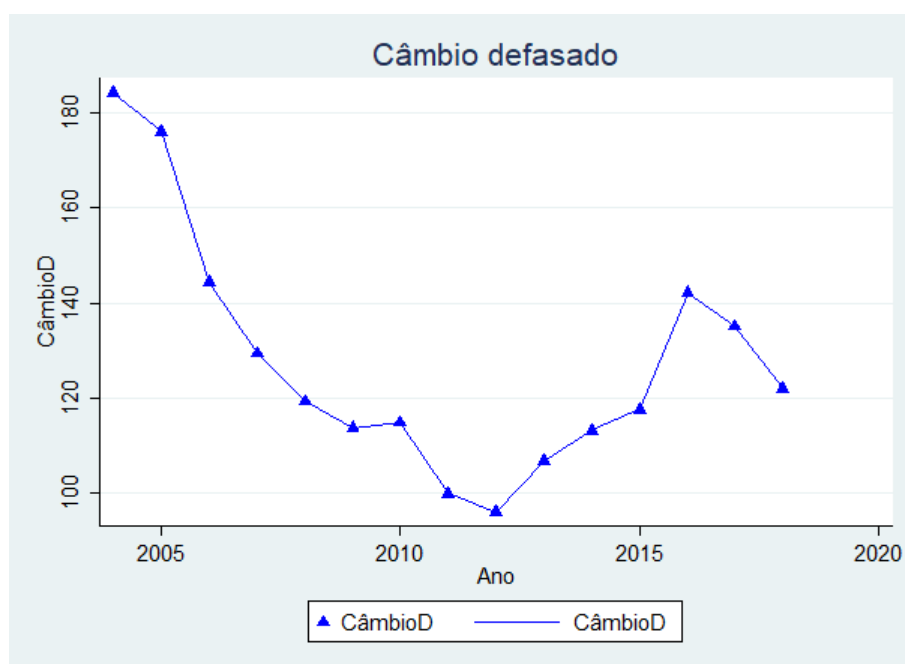
É importante citar que, para os valores defasados de 2004, foram utilizados os valores de 2003, que, até então, não haviam sido computados na base de dados. Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008), ao contrário, quando na formulação de suas variáveis defasadas, optaram por perder os dados referentes a 1983.

Figura 9 – PIB defasado.



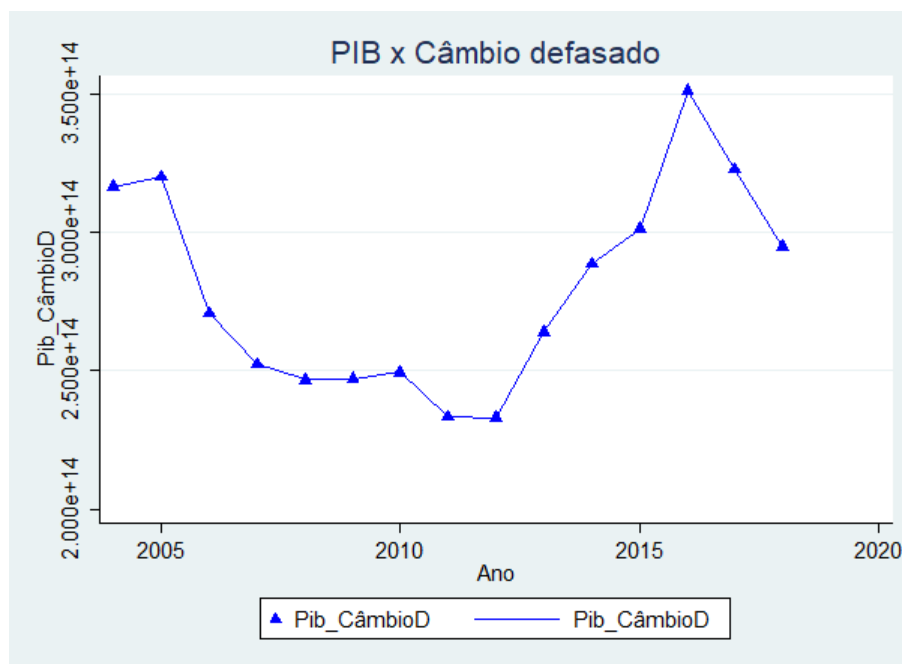
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 10 – Câmbio defasado.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 11 – PIB x Câmbio defasado.



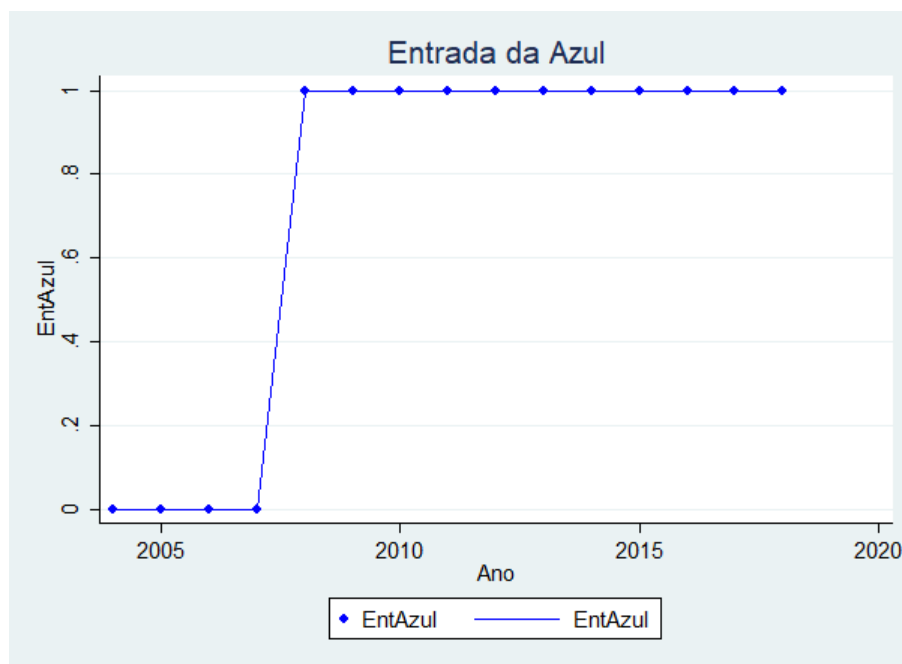
Fonte: Elaborado pelo autor.

3.2.5 Variáveis *dummies*

Assim como em Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008), fez-se uso de somente uma variável *dummy*, a saber, a entrada da Azul no mercado em 2008. Com efeito, essa variável binária, denominada EntAzul, apresenta valor “zero” entre 2004 e 2007 e valor “um” entre 2008 e 2018, período em que a empresa está no mercado.

De fato, a entrada da Azul no setor de aviação civil brasileiro foi um evento inovador, pois a empresa aposta em um modelo de negócio diferente das demais grandes do setor, ao optar por aviões de menor porte e ter seu *core business* voltado para voos domésticos.

A figura abaixo mostra este valor.

Figura 12 – Variável *dummy* de entrada da Azul.

Fonte: Elaborado pelo autor.

3.3 MODELAGEM ECONOMÉTRICA

De posse das variáveis dependentes ou de resposta e das variáveis explicativas, é necessário explicar as primeiras em função das segundas, segundo preza a econometria e referenciado na seção “Revisão da Literatura”.

O método mais simples em econometria e, de modo geral, o primeiro a ser testado é a hipótese de linearidade. Desta forma, este Trabalho de Conclusão de Curso realizou regressões lineares múltiplas dos indicadores Endividamento Geral (EG) da indústria, Giro do Ativo (GA) da indústria, Retorno sobre Ativo Total AJIR (ROA_AJIR) da indústria, Probabilidade de Solvência da Azul (PS_Azul), Probabilidade de Solvência da Avianca (PS_Avianca), Probabilidade de Solvência da Tam (PS_Tam) e Probabilidade de Solvência da Gol (PS_Gol).

Foram realizados testes de heteroscedasticidade (teste de Breusch – Pagan/Cook – Weisberg) e testes de autocorrelação (testes de Breusch – Godfrey). Para um valor máximo de 10% de probabilidade de rejeição, detectou-se presença de heteroscedasticidade e/ou autocorrelação em todas variáveis de resposta, exceto PS_Azul.

Diante deste cenário, para as demais variáveis de resposta, exceto PS_Azul, optou-se por utilizar estimadores de Newey – West, assim como também foi realizado por Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados dos modelos adotados serão explanados abaixo. Em primeiro lugar, expõe-se os modelos de regressões lineares múltiplas, os quais apresentaram presença de heteroscedasticidade e/ou autocorrelação em todas as variáveis de resposta, exceto PS_Azul. Para as variáveis de resposta que apresentaram heteroscedasticidade e/ou autocorrelação, usaram-se estimadores de Newey – West, os quais serão explicados em seguida.

A ferramenta utilizada para realizar as regressões foi o software Stata 14, o qual é de fácil uso e de rápida aprendizagem.

Neste software, utilizou-se de abreviações para as variáveis explicativas, as quais serão expostas na tabela 3 abaixo.

Tabela 3 – Variáveis explicativas e suas abreviações no Stata 14.

Variável explicativa	Abreviação no Stata 14
PIB	Pib
Câmbio	Câmbio
PIB x Câmbio	Pib_Câmbio
PIB defasado	PibD
Câmbio defasado	CâmbioD
PIB x Câmbio defasado	Pib_CâmbioD
Variável <i>dummy</i> de entrada da Azul	EntAzul

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.1 REGRESSÕES LINEARES MÚLTIPLAS

Cada indicador terá suas regressões lineares múltiplas detalhadas abaixo. Em caso de presença de heteroscedasticidade (medida pelo teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg) ou autocorrelação (medida pelo teste de Breusch – Godfrey), os testes serão considerados falhos, ao se estabelecer um critério de nível máximo de 10% de probabilidade de rejeição.

4.1.1 Endividamento Geral da Indústria (EG)

A regressão linear múltipla para o Endividamento Geral da Indústria está descrita na figura 13 abaixo. Além desta, o teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg e o teste de Breusch – Godfrey estão dispostos nas figuras 14 e 15, respectivamente.

Figura 13 – Regressão linear múltipla para EG.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	15
Model	1.62870005	7	.232671436	F(7, 7)	=	10.39
Residual	.156752098	7	.022393157	Prob > F	=	0.0031
Total	1.78545215	14	.127532297	R-squared	=	0.9122
				Adj R-squared	=	0.8244
				Root MSE	=	.14964

EG	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Pib	-3.02e-12	2.13e-12	-1.42	0.199	-8.06e-12 2.02e-12
Câmbio	-.0552901	.0419199	-1.32	0.229	-.154415 .0438348
Pib_Câmbio	2.28e-14	1.81e-14	1.26	0.249	-2.01e-14 6.57e-14
PibD	6.33e-12	1.99e-12	3.17	0.016	1.61e-12 1.10e-11
CâmbioD	.1167096	.0345384	3.38	0.012	.0350392 .19838
Pib_CâmbioD	-4.69e-14	1.49e-14	-3.14	0.016	-8.23e-14 -1.16e-14
EntAzul	.3803211	.2108989	1.80	0.114	-.1183755 .8790177
_cons	-7.73529	2.556532	-3.03	0.019	-13.78053 -1.690053

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 14 – Teste de Breusch – Godfrey para EG.

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	5.525	1	0.0187
2	8.331	2	0.0155
3	13.855	3	0.0031

H0: no serial correlation

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 15 – Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para EG.

```
Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity
Ho: Constant variance
Variables: fitted values of EG

chi2(1)      =      0.84
Prob > chi2  =      0.3603
```

Fonte: Elaborado pelo autor.

À um nível máximo de 10% de probabilidade de rejeição, detectou-se autocorrelação (figura 14). O modelo foi rejeitado.

4.1.2 Giro do Ativo Total da Indústria (GA)

A regressão linear múltipla para o Giro do Ativo Total da Indústria está descrita na figura 16 abaixo. Além desta, o teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg e o teste de Breusch – Godfrey estão dispostos nas figuras 17 e 18, respectivamente.

Figura 16 - Regressão linear múltipla para GA.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	15
Model	1.75055505	7	.250079293	F(7, 7)	=	33.52
Residual	.052221562	7	.007460223	Prob > F	=	0.0001
				R-squared	=	0.9710
				Adj R-squared	=	0.9421
Total	1.80277661	14	.128769758	Root MSE	=	.08637

GA	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Pib	-4.59e-12	1.23e-12	-3.74	0.007	-7.50e-12 -1.69e-12
Câmbio	-.1073591	.0241957	-4.44	0.003	-.1645729 -.0501453
Pib_Câmbio	4.34e-14	1.05e-14	4.15	0.004	1.87e-14 6.82e-14
PibD	5.65e-12	1.15e-12	4.91	0.002	2.93e-12 8.37e-12
CâmbioD	.1096897	.0199352	5.50	0.001	.0625504 .156829
Pib_CâmbioD	-4.26e-14	8.63e-15	-4.94	0.002	-6.30e-14 -2.22e-14
EntAzul	-.5197237	.1217286	-4.27	0.004	-.807566 -.2318814
_cons	-1.388358	1.475603	-0.94	0.378	-4.877604 2.100888

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 17 - Teste de Breusch – Godfrey para GA

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	7.326	1	0.0068
2	8.785	2	0.0124
3	9.369	3	0.0248

H0: no serial correlation

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 18 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para GA.

```
Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity
Ho: Constant variance
Variables: fitted values of GA

chi2(1)      =      0.00
Prob > chi2  =      0.9667
```

Fonte: Elaborado pelo autor

À um nível máximo de 10% de probabilidade de rejeição, detectou-se autocorrelação (figura 17). O modelo foi rejeitado.

4.1.3 ROA AJIR da Indústria (ROA_AJIR)

A regressão linear múltipla para o Retorno sobre Ativo Total da Indústria está descrita na figura 19 abaixo. Além desta, o teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg e o teste de Breusch – Godfrey estão dispostos nas figuras 20 e 21, respectivamente.

Figura 19 - Regressão linear múltipla para ROA_AJIR.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	15
Model	.050813055	7	.007259008	F(7, 7)	=	2.07
Residual	.024508804	7	.003501258	Prob > F	=	0.1785
				R-squared	=	0.6746
				Adj R-squared	=	0.3492
Total	.075321859	14	.005380133	Root MSE	=	.05917

ROA_AJIR	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
Pib	1.93e-13	8.42e-13	0.23	0.825	-1.80e-12	2.18e-12
Câmbio	-.0019299	.0165758	-0.12	0.911	-.0411254	.0372657
Pib_Câmbio	6.68e-16	7.17e-15	0.09	0.928	-1.63e-14	1.76e-14
PibD	-2.84e-13	7.89e-13	-0.36	0.730	-2.15e-12	1.58e-12
CâmbioD	.0019784	.0136571	0.14	0.889	-.0303154	.0342722
Pib_CâmbioD	1.84e-17	5.91e-15	0.00	0.998	-1.40e-14	1.40e-14
EntAzul	-.0296955	.0833928	-0.36	0.732	-.2268882	.1674972
_cons	.0341199	1.010894	0.03	0.974	-2.356264	2.424504

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 20 - Teste de Breusch – Godfrey para ROA_AJIR.

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	2.184	1	0.1394
2	6.673	2	0.0356
3	12.029	3	0.0073

H0: no serial correlation

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 21 – Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para ROA AJIR.

```
Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity
Ho: Constant variance
Variables: fitted values of ROA_AJIR

      chi2(1)      =      1.32
      Prob > chi2  =      0.2502
```

Fonte: Elaborado pelo próprio autor.

À um nível máximo de 10% de probabilidade de rejeição, detectou-se autocorrelação (figura 20). O modelo foi rejeitado.

4.1.4 Probabilidade de Solvência da Azul (PS_Azul)

A regressão linear múltipla para o indicador Probabilidade de Solvência (PS) da Azul está descrita na figura 22 abaixo. Além desta, o teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg e o teste de Breusch – Godfrey estão dispostos nas figuras 23 e 24, respectivamente.

Figura 22 - Regressão linear múltipla para PS_Azul.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	15
Model	1.33406748	7	.190581069	F(7, 7)	=	9.02
Residual	.147861147	7	.021123021	Prob > F	=	0.0048
				R-squared	=	0.9002
				Adj R-squared	=	0.8004
Total	1.48192863	14	.105852045	Root MSE	=	.14534

PS_Azul	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Pib	4.20e-12	2.07e-12	2.03	0.082	-6.91e-13 9.09e-12
Câmbio	.0237843	.0407137	0.58	0.577	-.0724883 .120057
Pib_Câmbio	-1.15e-14	1.76e-14	-0.65	0.535	-5.32e-14 3.02e-14
PibD	-1.26e-12	1.94e-12	-0.65	0.536	-5.84e-12 3.32e-12
CâmbioD	-.0003255	.0335446	-0.01	0.993	-.079646 .0789949
Pib_CâmbioD	3.62e-15	1.45e-14	0.25	0.810	-3.07e-14 3.80e-14
EntAzul	-.0750471	.2048305	-0.37	0.725	-.5593942 .4093001
_cons	-7.024438	2.482971	-2.83	0.025	-12.89573 -1.153146

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 23 - Teste de Breusch – Godfrey para PS_Azul

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	0.048	1	0.8267
2	2.984	2	0.2249
3	5.946	3	0.1142

H0: no serial correlation

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 24 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para PS_Azul

```
Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity
Ho: Constant variance
Variables: fitted values of PS_Azul

chi2(1)      =      0.70
Prob > chi2  =      0.4041
```

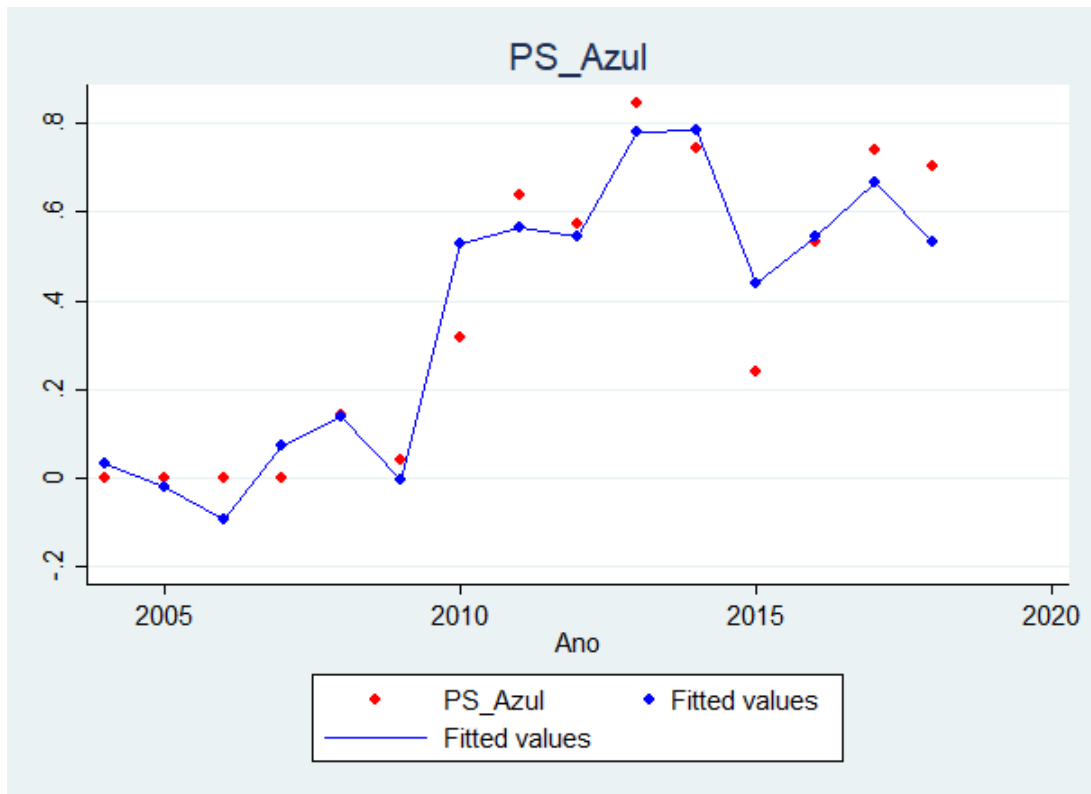
Fonte: Elaborado pelo autor

À um nível máximo de 10% de probabilidade de rejeição, não se detectou heteroscedasticidade (figura 24), nem autocorrelação (figura 23). O modelo não foi rejeitado.

Percebe-se, na figura 22, que, para o PS da Azul entre 2004 e 2018, somente o PIB atual foi significativo para a solvência da empresa, pois apresenta valor P inferior a 10%. Eis um resultado esperado, uma vez que ela possui modelo de negócio voltado para voos domésticos, com aeronaves menores para atingir locais não servidos pelas demais companhias. Como consequência, torna-se bastante dependente do mercado interno.

O gráfico com os valores encontrados pela regressão e os esperados por esta está na figura abaixo.

Figura 25 - Valores encontrados e esperados para PS_Azul.



Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.5 Probabilidade de Solvência da Avianca (PS_Avianca)

A regressão linear múltipla para o indicador Probabilidade de Solvência (PS) da Avianca está descrita na figura 26 abaixo. Além desta, o teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg e o teste de Breusch – Godfrey estão dispostos nas figuras 27 e 28, respectivamente.

Figura 26 - Regressão linear múltipla para PS_Avianca.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	15
Model	2.62908544	7	.375583634	F(7, 7)	=	15.16
Residual	.173464567	7	.024780652	Prob > F	=	0.0010
				R-squared	=	0.9381
				Adj R-squared	=	0.8762
Total	2.80255001	14	.200182143	Root MSE	=	.15742

PS_Avianca	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Pib	3.92e-12	2.24e-12	1.75	0.124	-1.38e-12 9.21e-12
Câmbio	.0591247	.044098	1.34	0.222	-.0451506 .1634
Pib_Câmbio	-3.06e-14	1.91e-14	-1.60	0.153	-7.57e-14 1.46e-14
PibD	1.25e-12	2.10e-12	0.60	0.569	-3.71e-12 6.21e-12
CâmbioD	-.0062412	.036333	-0.17	0.868	-.0921551 .0796728
Pib_CâmbioD	6.80e-15	1.57e-14	0.43	0.679	-3.04e-14 4.40e-14
EntAzul	-.1551592	.2218569	-0.70	0.507	-.6797674 .369449
_cons	-10.92066	2.689366	-4.06	0.005	-17.28 -4.561316

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 27 - Teste de Breusch – Godfrey para PS_Avianca.

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	3.156	1	0.0757
2	5.387	2	0.0677
3	6.045	3	0.1095

H0: no serial correlation

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 28 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para PS_Avianca.

Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity

Ho: Constant variance

Variables: fitted values of PS_Avianca

chi2(1) = **0.44**

Prob > chi2 = **0.5068**

Fonte: Elaborado pelo autor

À um nível máximo de 10% de probabilidade de rejeição, detectou-se autocorrelação (figura 27). O modelo foi rejeitado.

4.1.6 Probabilidade de Solvência da Tam (PS_Tam)

A regressão linear múltipla para o indicador Probabilidade de Solvência (PS) da Tam está descrita na figura 29 abaixo. Além desta, o teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg e o teste de Breusch – Godfrey estão dispostos nas figuras 30 e 31, respectivamente.

Figura 29 - Regressão linear múltipla para PS_Tam.

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	15
Model	.874677208	7	.124953887	F(7, 7)	=	2.46
Residual	.35553635	7	.050790907	Prob > F	=	0.1289
				R-squared	=	0.7110
				Adj R-squared	=	0.4220
Total	1.23021356	14	.087872397	Root MSE	=	.22537

PS_Tam	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Pib	1.84e-12	3.21e-12	0.57	0.585	-5.75e-12 9.42e-12
Câmbio	-.0093829	.0631329	-0.15	0.886	-.1586685 .1399028
Pib_Câmbio	6.69e-15	2.73e-14	0.24	0.814	-5.79e-14 7.13e-14
PibD	-6.14e-12	3.00e-12	-2.04	0.080	-1.32e-11 9.66e-13
CâmbioD	-.0757424	.0520161	-1.46	0.189	-.198741 .0472562
Pib_CâmbioD	3.35e-14	2.25e-14	1.49	0.181	-1.98e-14 8.67e-14
EntAzul	-.6309866	.3176213	-1.99	0.087	-1.382042 .1200684
_cons	10.10093	3.850229	2.62	0.034	.9965852 19.20527

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 30 - Teste de Breusch – Godfrey para PS_Tam.

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	3.484	1	0.0620
2	10.085	2	0.0065
3	10.664	3	0.0137

H0: no serial correlation

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 31 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para PS_Tam.

Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity
 Ho: Constant variance
 Variables: fitted values of PS_Tam

chi2(1) = **0.54**
 Prob > chi2 = **0.4633**

Fonte: Elaborado pelo autor.

À um nível máximo de 10% de probabilidade de rejeição, detectou-se autocorrelação (figura 30). O modelo foi rejeitado.

4.1.7 Probabilidade de Solvência da Gol (PS_Gol)

A regressão linear múltipla para o indicador Probabilidade de Solvência (PS) da Gol está descrita na figura 32 abaixo. Além desta, o teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg e o teste de Breusch – Godfrey estão dispostos nas figuras 33 e 34, respectivamente.

Figura 32 - Regressão linear múltipla para PS_Gol

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	15
Model	1.10970282	7	.158528974	F(7, 7)	=	2.69
Residual	.411883859	7	.058840551	Prob > F	=	0.1072
				R-squared	=	0.7293
				Adj R-squared	=	0.4586
Total	1.52158668	14	.108684763	Root MSE	=	.24257

PS_Gol	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
Pib	1.82e-12	3.45e-12	0.53	0.614	-6.34e-12 9.98e-12
Câmbio	.0172472	.0679518	0.25	0.807	-.1434334 .1779277
Pib_Câmbio	-1.07e-14	2.94e-14	-0.37	0.726	-8.03e-14 5.88e-14
PibD	-9.39e-13	3.23e-12	-0.29	0.780	-8.58e-12 6.71e-12
CâmbioD	-.0053321	.0559865	-0.10	0.927	-.1377191 .127055
Pib_CâmbioD	4.84e-15	2.42e-14	0.20	0.847	-5.25e-14 6.21e-14
EntAzul	-.5527834	.3418653	-1.62	0.150	-1.361166 .2555995
_cons	-.8657248	4.144116	-0.21	0.840	-10.665 8.933553

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 33 - Teste de Breusch – Godfrey para PS_Gol.

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

lags (p)	chi2	df	Prob > chi2
1	0.093	1	0.7599
2	11.431	2	0.0033
3	12.062	3	0.0072

H0: no serial correlation

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 34 - Teste de Breusch – Pagan / Cook – Weisberg para PS_Gol.

```

Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity
Ho: Constant variance
Variables: fitted values of PS_Gol

chi2(1)      =      1.71
Prob > chi2  =      0.1907

```

Fonte: Elaborado pelo autor.

À um nível máximo de 10% de probabilidade de rejeição, detectou-se autocorrelação (figura 33). O modelo foi rejeitado.

4.2 USO DE ESTIMADORES NEWEY – WEST

Conforme demonstrado, todas as regressões lineares múltiplas, exceto PS_Azul, mostraram presença de heteroscedasticidade e/ou autocorrelação e foram rejeitadas. O uso de estimadores de Newey – West para as variáveis de resposta que apresentaram tais erros, todavia, permite contornar esse problema, uma vez que “é um estimador mais robusto à presença de autocorrelação e homoscedasticidade” [*sic*] (OLIVEIRA; SCARPEL; OLIVEIRA, 2008, p.571).

Os resultados do uso de Newey – West e discussões acerca da significância das variáveis explicativas serão explanados a seguir, novamente adotando 10% como nível máximo de probabilidade de rejeição.

4.2.1 Endividamento Geral da Indústria (EG)

A regressão, por meio de estimadores de Newey – West, para o Endividamento Geral da Indústria (EG) está disposta na figura 35 abaixo. Além desta, o gráfico com os valores encontrados pela regressão e os esperados por esta está na figura 36.

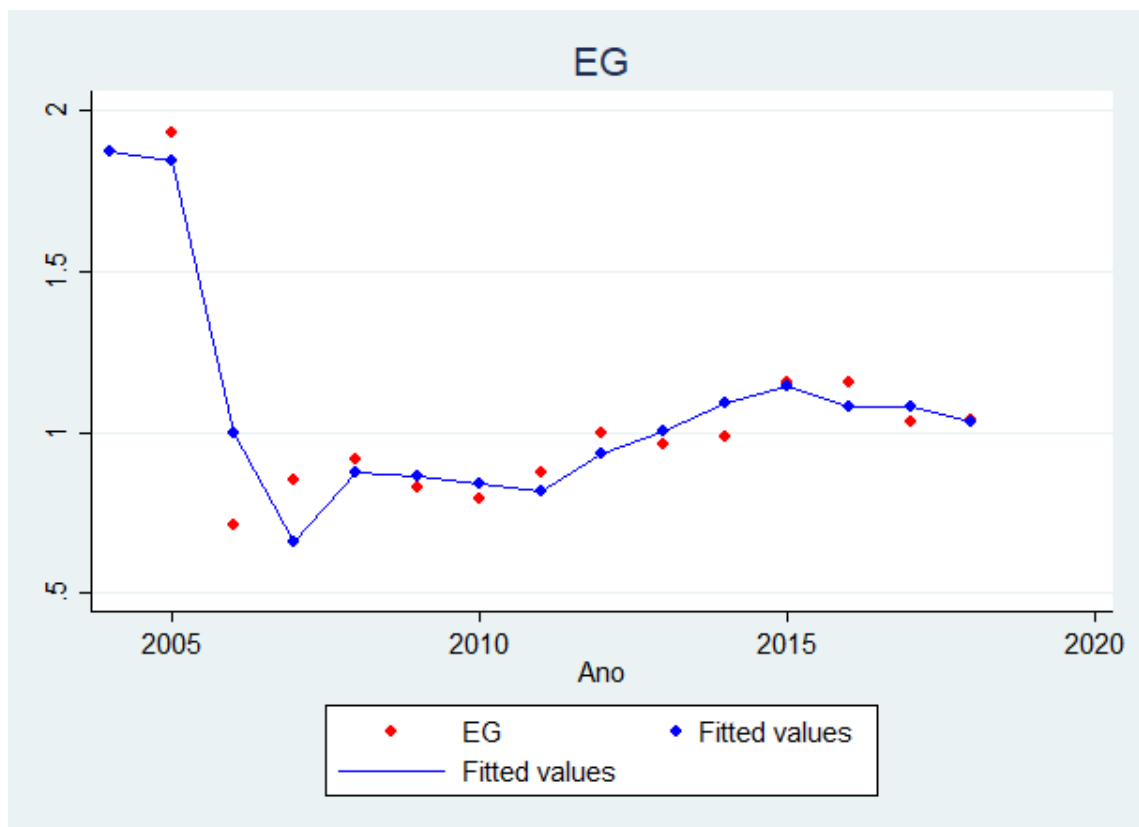
Figura 35 – Uso de estimadores de Newey – West para EG

Regression with Newey-West standard errors Number of obs = 15
maximum lag: 3 F(3, 7) = 15.24
Prob > F = 0.0019

EG	Newey-West		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
Pib	-3.02e-12	1.04e-12	-2.90	0.023	-5.48e-12	-5.60e-13
Câmbio	-.0552901	.0241737	-2.29	0.056	-.1124519	.0018717
Pib_Câmbio	2.28e-14	1.01e-14	2.27	0.057	-9.40e-16	4.66e-14
PibD	6.33e-12	1.40e-12	4.51	0.003	3.01e-12	9.64e-12
CâmbioD	.1167096	.0270827	4.31	0.004	.0526693	.1807499
Pib_CâmbioD	-4.69e-14	1.12e-14	-4.21	0.004	-7.33e-14	-2.05e-14
EntAzul	.3803211	.1761345	2.16	0.068	-.0361708	.796813
_cons	-7.73529	1.445472	-5.35	0.001	-11.15329	-4.317292

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 36 – Valores encontrados e esperados para EG.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Percebe-se, então, que, pela figura 35, para o endividamento geral da indústria, todas as variáveis são significativas, pois apresentam valores P inferiores a 10%. Isto mostra que tanto a situação defasada quanto a atual do mercado influenciam na alavancagem financeira da indústria no período entre 2004 e 2018. Com efeito, apresenta-se certo contraste com o estudo de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008), o qual atesta que, para EG no período entre 1983 e 2003, somente foram significativas a situação defasada do mercado (variáveis explicativas significativas Câmbio defasado e PIB x Câmbio defasado) e a variável *dummy* de desregulamentação (Desreg).

A entrada da Azul no mercado, a partir de 2008, mostrou-se significativa, o que demonstra que, de certa forma, a chegada da empresa no mercado influenciou os níveis de endividamento gerais do setor, aumentando-o (coeficiente positivo).

4.2.2 Giro do Ativo Total da Indústria (GA)

A regressão, por meio de estimadores de Newey – West, para o Giro do Ativo Total da Indústria (GA) está disposta na figura 37 abaixo. Além desta, o gráfico com os valores encontrados pela regressão e os esperados por esta está na figura 38.

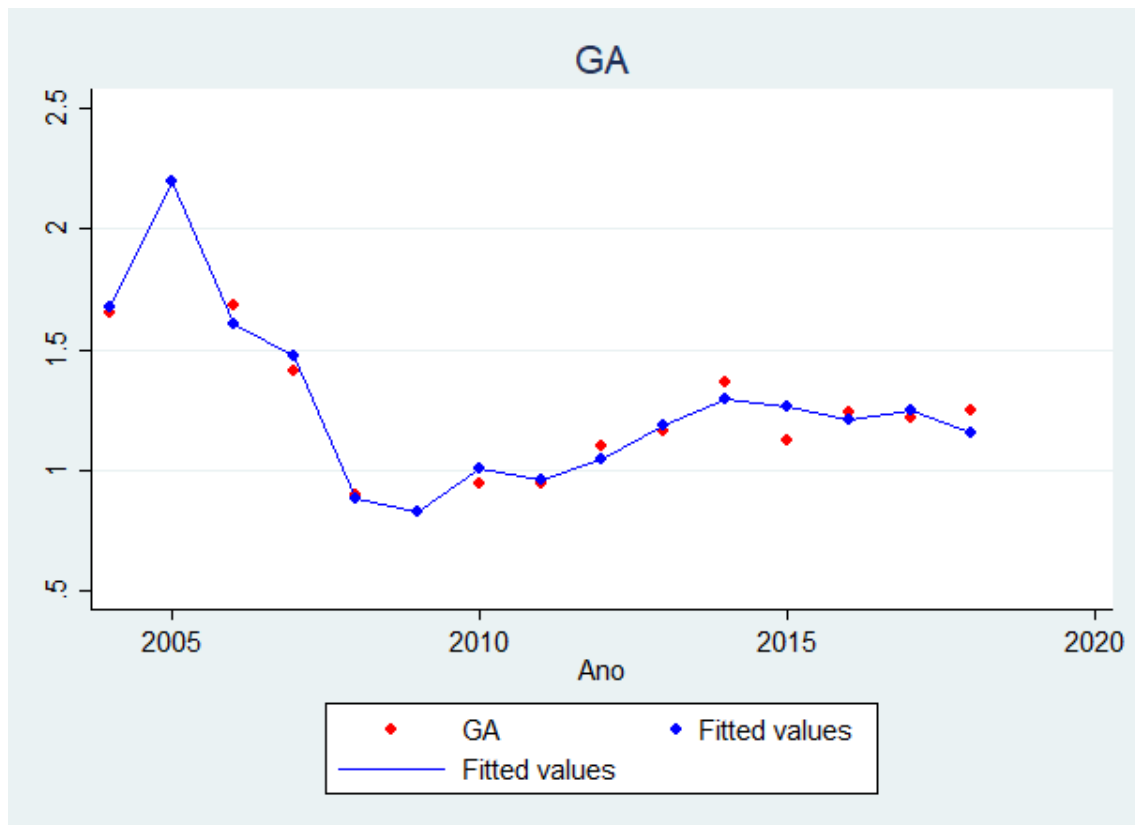
Figura 37 – Uso de estimadores de Newey – West para GA

Regression with Newey-West standard errors Number of obs = 15
maximum lag: 3 F(3, 7) = 113.37
Prob > F = 0.0000

GA	Newey-West		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
Pib	-4.59e-12	1.10e-12	-4.16	0.004	-7.20e-12	-1.98e-12
Câmbio	-.1073591	.0164651	-6.52	0.000	-.1462928	-.0684254
Pib_Câmbio	4.34e-14	8.30e-15	5.23	0.001	2.38e-14	6.30e-14
PibD	5.65e-12	1.00e-12	5.64	0.001	3.28e-12	8.02e-12
CâmbioD	.1096897	.010848	10.11	0.000	.0840382	.1353412
Pib_CâmbioD	-4.26e-14	5.49e-15	-7.77	0.000	-5.56e-14	-2.97e-14
EntAzul	-.5197237	.0672784	-7.72	0.000	-.6788118	-.3606356
_cons	-1.388358	1.295419	-1.07	0.319	-4.451537	1.674821

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 38 - Valores encontrados e esperados para GA.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Novamente, pela figura 37, tem-se todas as variáveis explicativas como significativas por apresentarem valores P inferiores a 10%. Desta forma, para o Giro do Ativo Total no período entre 2004 e 2018, tanto a situação defasada do mercado como a atual influenciam na capacidade da indústria de realizar receita com os ativos disponíveis. Com efeito, apresenta-se certo contraste com o estudo de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008), o qual atesta que, para GA no período entre 1983 e 2003, somente a situação atual do mercado (variáveis explicativas significativas PIB, Câmbio e PIB x Câmbio) era significativa.

A entrada da Azul no mercado, a partir de 2008, mostrou-se significativa, o que demonstra que, de certa forma, a chegada da empresa no mercado influenciou os níveis de giro do ativo total do setor, diminuindo-o (coeficiente negativo).

4.2.3 ROA AJIR da Indústria (ROA_AJIR)

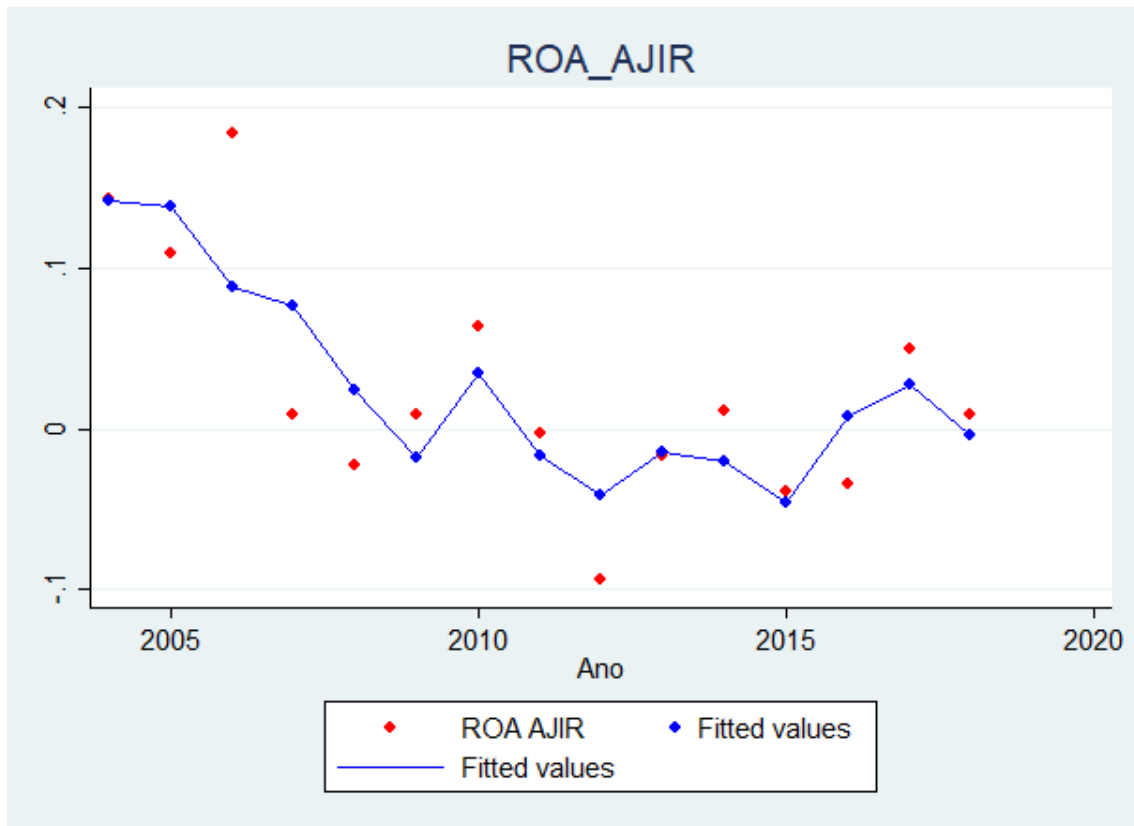
A regressão, por meio de estimadores de Newey – West, para o Retorno sobre o Ativo Total da Indústria (ROA AJIR) está disposta na figura 39 abaixo. Além desta, o gráfico com os valores encontrados pela regressão e os esperados por esta está na figura 40.

Figura 39 - Uso de estimadores de Newey – West para ROA AJIR.

ROA_AJIR	Newey-West		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
Pib	1.93e-13	3.95e-13	0.49	0.640	-7.41e-13	1.13e-12
Câmbio	-.0019299	.0101092	-0.19	0.854	-.0258343	.0219746
Pib_Câmbio	6.68e-16	4.50e-15	0.15	0.886	-9.98e-15	1.13e-14
PibD	-2.84e-13	5.84e-13	-0.49	0.642	-1.67e-12	1.10e-12
CâmbioD	.0019784	.0100839	0.20	0.850	-.0218662	.025823
Pib_CâmbioD	1.84e-17	4.41e-15	0.00	0.997	-1.04e-14	1.04e-14
EntAzul	-.0296955	.0622689	-0.48	0.648	-.1769381	.1175471
_cons	.0341199	.6512841	0.05	0.960	-1.505922	1.574162

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 40 - Valores encontrados e esperados para ROA AJIR.



Fonte: Elaborado pelo autor.

O modelo não retornou nenhuma variável significativa para o período entre 2004 e 2018 do ROA AJIR, pois todas apresentam valores P superiores a 10% (figura 39). Isto demonstra que, ao contrário do período entre 1983 e 2003, para o qual a situação atual do mercado é importante (variáveis explicativas significativas PIB, Câmbio e PIB x Câmbio), o mesmo não procede com o período entre 2004 e 2018.

A entrada da Azul no mercado, a partir de 2008, não se mostrou significativa, o que demonstra que a chegada da empresa não influenciou na capacidade do setor de realizar lucro com os ativos disponíveis.

4.2.4 Probabilidade de Solvência da Avianca (PS_Avianca)

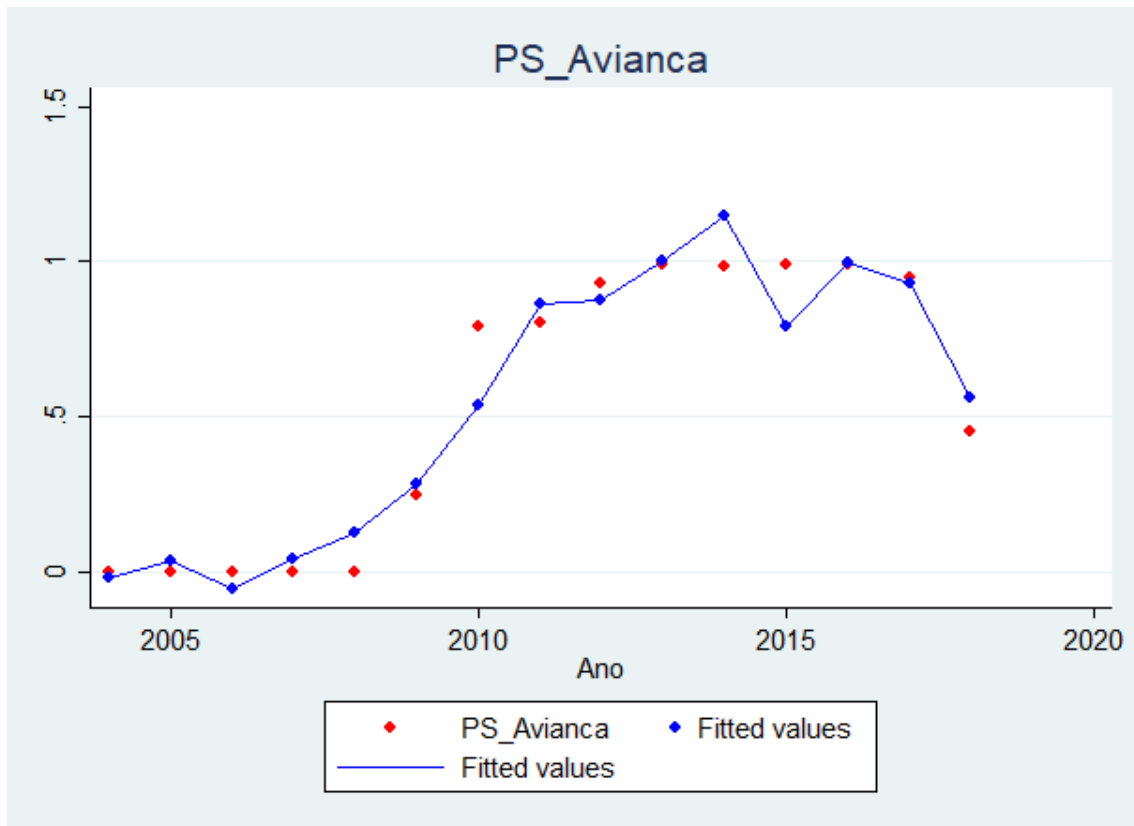
A regressão, por meio de estimadores de Newey – West, para o indicador Probabilidade de Solvência (PS) da Avianca está disposta na figura 41 abaixo. Além desta, o gráfico com os valores encontrados pela regressão e os esperados por esta está na figura 42.

Figura 41 - Uso de estimadores de Newey – West para PS_Avianca

PS_Avianca	Newey-West					[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.	t	P> t			
Pib	3.92e-12	1.71e-12	2.29	0.056	-1.25e-13	7.96e-12	
Câmbio	.0591247	.02531	2.34	0.052	-.000724	.1189734	
Pib_Câmbio	-3.06e-14	1.22e-14	-2.51	0.040	-5.93e-14	-1.79e-15	
PibD	1.25e-12	1.37e-12	0.92	0.390	-1.98e-12	4.48e-12	
CâmbioD	-.0062412	.0144443	-0.43	0.679	-.0403964	.0279141	
Pib_CâmbioD	6.80e-15	6.49e-15	1.05	0.329	-8.54e-15	2.21e-14	
EntAzul	-.1551592	.1507358	-1.03	0.338	-.5115928	.2012744	
_cons	-10.92066	2.184362	-5.00	0.002	-16.08585	-5.755462	

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 42 - Valores encontrados e esperados para PS_Avianca



Fonte: Elaborado pelo autor.

Percebe-se, pela figura 41, que são significativas as variáveis PIB, Câmbio e PIB x Câmbio, pois apresentam valores P inferiores a 10%. Desta forma, vê-se que somente a situação atual do mercado é significativa para a Avianca e que a situação defasada não é importante para a solvência desta empresa.

A entrada da Azul no mercado não foi significativa para PS_Avianca, demonstrando que, de certa forma, a maior concorrência da mesma não causou maiores efeitos para a empresa.

4.2.5 Probabilidade de Solvência da Tam (PS_Tam)

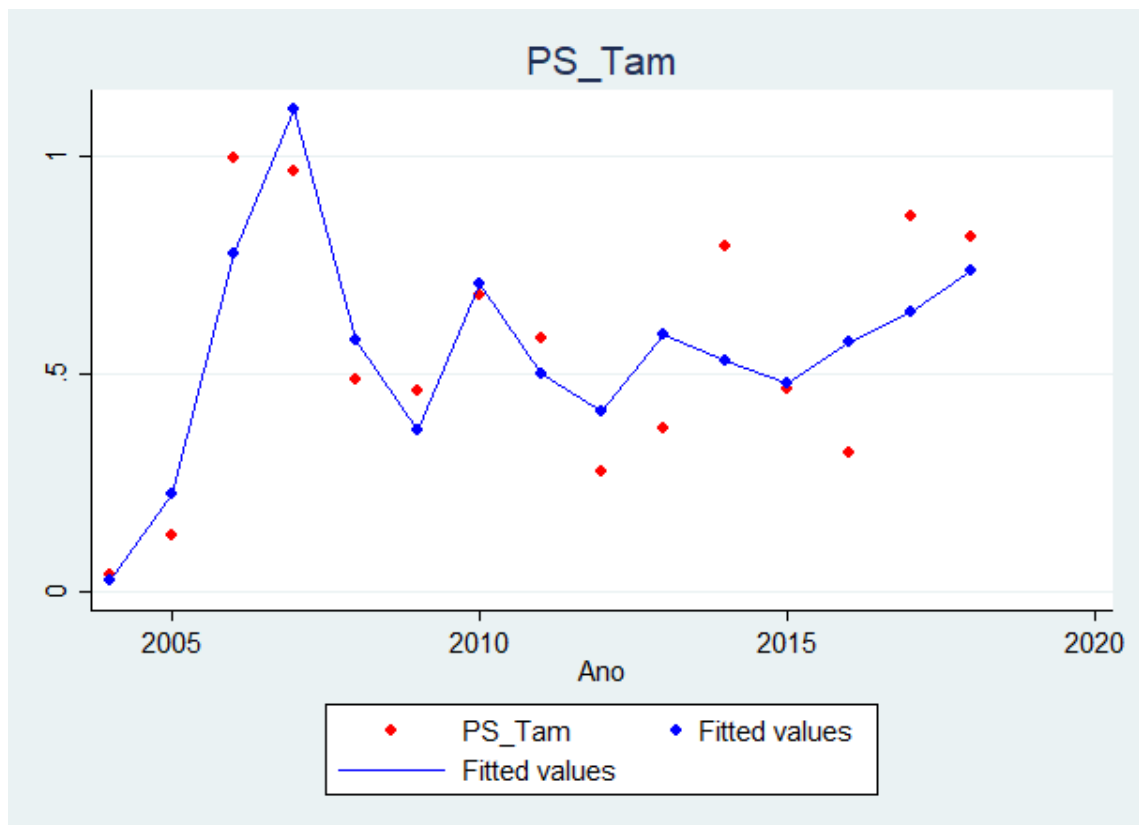
A regressão, por meio de estimadores de Newey – West, para o indicador Probabilidade de Solvência (PS) da Tam está disposta na figura 43 abaixo. Além desta, o gráfico com os valores encontrados pela regressão e os esperados por esta está na figura 44.

Figura 43 - Uso de estimadores de Newey – West para PS_Tam

PS_Tam	Newey-West		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
Pib	1.84e-12	1.45e-12	1.27	0.246	-1.60e-12	5.27e-12
Câmbio	-.0093829	.0443503	-0.21	0.838	-.1142546	.0954888
Pib_Câmbio	6.69e-15	1.96e-14	0.34	0.742	-3.95e-14	5.29e-14
PibD	-6.14e-12	1.84e-12	-3.34	0.012	-1.05e-11	-1.79e-12
CâmbioD	-.0757424	.0403969	-1.87	0.103	-.1712659	.019781
Pib_CâmbioD	3.35e-14	1.76e-14	1.90	0.099	-8.22e-15	7.52e-14
EntAzul	-.6309866	.1583278	-3.99	0.005	-1.005372	-.2566009
_cons	10.10093	1.804267	5.60	0.001	5.834516	14.36734

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 44 - Valores encontrados e esperados para PS_Tam



Fonte: Elaborado pelo autor.

Percebe-se, pela figura 43, que, para a Probabilidade de Solvência da Tam (PS_Tam), são significativos PIB defasado, PIB x Câmbio defasado e a entrada da Azul no mercado (EntAzul), pois apresentam valores P inferiores a 10% (figura 43). Isso mostra que a situação defasada do mercado é mais importante para a Tam do que a situação atual.

A entrada da Azul no mercado, todavia, mostrou-se significativa, demonstrando que a concorrência com esta empresa foi fator relevante para o desempenho da Tam.

4.2.6 Probabilidade de Solvência da Gol (PS_Gol)

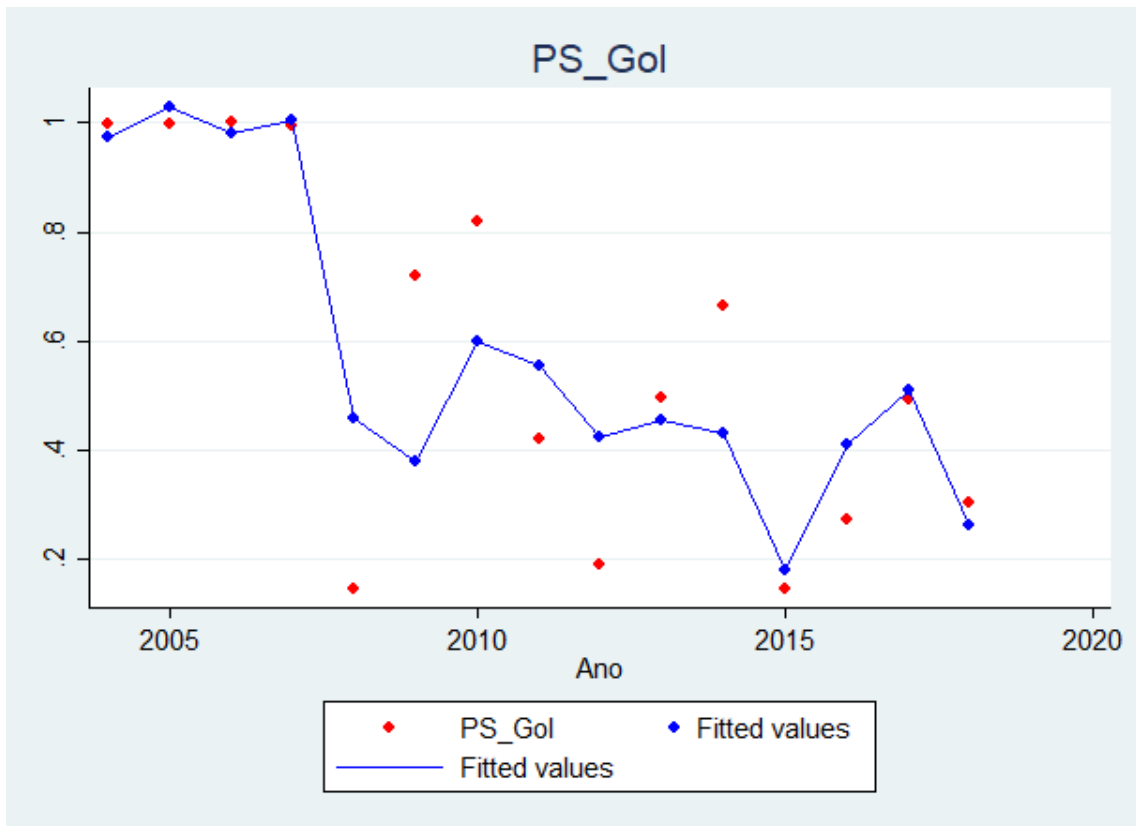
A regressão, por meio de estimadores de Newey – West, para o indicador Probabilidade de Solvência (PS) da Gol está disposta na figura 45 abaixo. Além desta, o gráfico com os valores encontrados pela regressão e os esperados por esta está na figura 46.

Figura 45 - Uso de estimadores de Newey – West para PS_Gol.

PS_Gol	Newey-West		t	P> t	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
Pib	1.82e-12	1.25e-12	1.46	0.189	-1.13e-12	4.77e-12
Câmbio	.0172472	.0411342	0.42	0.688	-.0800198	.1145142
Pib_Câmbio	-1.07e-14	1.92e-14	-0.56	0.594	-5.62e-14	3.48e-14
PibD	-9.39e-13	1.77e-12	-0.53	0.611	-5.11e-12	3.23e-12
CâmbioD	-.0053321	.0281399	-0.19	0.855	-.0718723	.0612081
Pib_CâmbioD	4.84e-15	1.28e-14	0.38	0.717	-2.55e-14	3.51e-14
EntAzul	-.5527834	.2731969	-2.02	0.083	-1.198791	.0932246
_cons	-.8657248	3.526242	-0.25	0.813	-9.203963	7.472513

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 46 - Valores encontrados e esperados para PS_Gol.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Através da modelagem acima, vê-se que nem a situação defasada do mercado, nem a situação atual mostraram-se significativas para a Probabilidade de Solvência da Gol. De fato, pela figura 45, a única variável explicativa significativa para a Gol, assim como para a Tam, foi a entrada da Azul no mercado (EntAzul).

Pode-se concluir, desta forma, que a chegada da Azul ao setor, ao aumentar a concorrência, mostrou-se relevante para o desempenho da Gol.

5 CONCLUSÃO

Este Trabalho de Conclusão de Curso versou acerca da influência da situação atual do mercado (variáveis explicativas PIB, Câmbio e multiplicação entre PIB e Câmbio), da situação defasada do mercado (variáveis explicativas PIB defasado, Câmbio defasado e multiplicação entre PIB e Câmbio defasado) e da entrada da Azul no setor (variável explicativa EntAzul) sobre o Endividamento Geral da Indústria (EG), o Giro do Ativo Total da Indústria (GA), o Retorno sobre Ativo Total AJIR da Indústria (ROA AJIR), a Probabilidade de Solvência da Azul (PS_Azul), a Probabilidade de Solvência da Avianca (PS_Avianca), a Probabilidade de Solvência da Tam (PS_Tam) e a Probabilidade de Solvência da Gol (PS_Gol).

A tabela 4 apresenta um resumo das variáveis explicativas significativas para cada variável de resposta proposta por Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008) no período entre 1983 e 2003. A tabela 5 imediatamente seguinte apresenta resumo similar, desta vez para o presente Trabalho de Conclusão de Curso, que versou para o período entre 2004 e 2018.

Tabela 4 – Variáveis explicativas significativas para cada variável de resposta no estudo de Oliveira, Scarpel e Oliveira (2008) para o período entre 1983 e 2003.

Variáveis explicativas	PIB	Câmbio	PIB x Câmbio	PIB defasado	Câmbio defasado	PIB x Câmbio defasado	Desreg
Variáveis de resposta							
EG da Indústria					X	X	X
GA da Indústria	X	X	X				
ROA AJIR da Indústria	X	X	X				
PS Varig					X	X	
PS Vasp	X					X	
PS Transbrasil							

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5 - Variáveis explicativas significativas para cada variável de resposta neste Trabalho de Conclusão de Curso para o período entre 2004 e 2018.

Variáveis explicativas \ Variáveis de resposta	PIB	Câmbio	PIB x Câmbio	PIB defasado	Câmbio defasado	PIB x Câmbio Defasado	EntAzul
EG da Indústria	X	X	X	X	X	X	X
GA da Indústria	X	X	X	X	X	X	X
ROA AJIR da Indústria							
PS Azul	X						
PS Avianca	X	X	X				
PS Gol							X
PS Tam				X		X	X

Fonte: Elaborado pelo autor

A maior contribuição deste trabalho, todavia, reside na análise da influência da Azul. De fato, algumas conclusões puderam ser tomadas acerca da entrada da mesma no setor:

1. Foi significativa para o Endividamento Geral da Indústria e contribuiu para o aumento deste (coeficiente positivo);
2. Foi significativa para o Giro do Ativo Total da Indústria e contribuiu para a redução deste (coeficiente negativo);
3. Não foi significativa para o ROA AJIR da Indústria;
4. Não foi significativa para a Avianca, porém o foi para a Tam e a Gol. Com efeito, vê-se que a maior concorrência provocada pela entrada da Azul no mercado influenciou tão somente as duas últimas companhias. Curiosamente, das quatro grandes empresas do setor de aviação civil brasileiro, a Avianca foi a única que veio a falir, demonstrando uma possível correlação entre a falência da mesma e a entrada da Azul no mercado.

Por fim, faz-se mister relatar as limitações do modelo proposto neste Trabalho de Conclusão de Curso. De fato, o indicador Probabilidade de Solvência (PS) foi concebido através de modelagem logit por Scarpel e Milioni (2001) em 2001. Recomenda-se que o estudo seja

realizado mais uma vez, de tal forma a checar se a equação que define PS continuou a mesma para o período entre 2004 e 2018. Com efeito, as novas condições macroeconômicas do país podem ter alterado a função que calcula tal indicador.

REFERÊNCIAS

EHRHARDT, M.C.; BRIGHAM, E.F. **Administração financeira: teoria e prática**. São Paulo: Cengage Learning, 2015.

GUJARATI, D.N.; PORTER, D.C. **Econometria básica**. 5.ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.

OLIVEIRA, R.F.; SCARPEL, R.A.; OLIVEIRA, A.V.M. Insolvência de empresas e crise: um estudo dos determinantes da saída de mercado de companhias aéreas. In: SIMPÓSIO DE TRANSPORTE AÉREO, 7., 2008, Rio de Janeiro. **Anais...** [S.l.:s.n.], 2008. p.564 – 575.

PINO, F.A. Modelo de decisão binários: uma revisão. **Revista de Economia Agrícola**, São Paulo, v. 54, n. 1, p.43 – 57, jan./jun. 2007.

ROSS, S.A. et al. **Administração financeira: versão brasileira de corporate finance**. Porto Alegre: AMGH, 2015.

SCARPEL, R.A.; MILIONI, A.Z. Aplicação de modelagem econométrica à análise financeira de empresas. **Revista de Administração**, São Paulo, v. 36, n.2, p.80 – 88, abr./jun. 2001.