



Matheus Muniz Borghi

Impacto da sensibilidade a variáveis Macroeconômicas no Risco de Crédito Corporativo Norte-americano

Brasil

Julho, 2020

Matheus Muniz Borghi

**Impacto da sensibilidade a variáveis Macroeconômicas no
Risco de Crédito Corporativo Norte-americano**

Fundação Getulio Vargas

Escola de Matemática Aplicada (EMAp)

Graduação

Orientador: Rodrigo Targino, FGV EMAp

Brasil

Julho, 2020

Matheus Muniz Borghi

Impacto da sensibilidade a variáveis Macroeconômicas no Risco de Crédito Corporativo Norte-americano/ Matheus Muniz Borghi. – Brasil, Julho, 2020-
28 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Rodrigo Targino, FGV EMap

Trabalho de Conclusão de Curso – Fundação Getulio Vargas
Escola de Matemática Aplicada (EMAp)
Graduação, Julho, 2020.

I. Rodrigo Targino. II. Fundação Getulio Vargas. III. Escola de Matemática Aplicada (EMAp) V. Impacto da sensibilidade a variáveis Macroeconômicas no Risco de Crédito Corporativo

CDU 02:141:005.7

Matheus Muniz Borghi

**Impacto da sensibilidade a variáveis Macroeconômicas no
Risco de Crédito Corporativo Norte-americano**

Trabalho aprovado. Brasil, Rio de Janeiro, de de 2020:

Rodrigo Targino
Orientador

Yuri Saporito

Federico Favero

Brasil
Julho, 2020

Agradecimentos

À minha mãe e à minha família, grandes responsáveis pela minha potência.

Aos meus amigos de infância, em especial ao Ian (em memória), Bernardo e Tiago.

Aos meus companheiros de trabalho com quem aprendo todos os dias.

Aos meus amigos da FGV, meus companheiros de jornada.

Aos meus professores de graduação, sem eles não saberia derivar.

Ao meu orientador, Rodrigo, obrigado.

No one can construct for you the bridge upon which precisely you must cross the stream of life, no one but you yourself alone.

Friedrich Nietzsche

Resumo

O crédito desempenha um importante papel na sociedade. Os agentes com necessidade de dinheiro assumem um compromisso futuro com outros agentes não tão necessitados. Dentre inúmeras formas, a que me proponho a estudar nesse trabalho se refere ao crédito emitido a empresas. Uma análise sobre os atuais modelos de risco de crédito é feita no [Capítulo 1](#). Esse artigo é uma aplicação ao mercado norte-americano de um trabalho feito por ([AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014](#)). Nesse trabalho, o autor se propõe a estabelecer uma relação entre a sensibilidade a variáveis macroeconômicas e risco de crédito de empresas para o mercado indiano. No [Capítulo 2](#), descreve-se a construção da base de dados e se define o modelo. Uma conquista desse estudo é uma base de dados de *default* construída a partir de relatórios da S&P. Os resultados são discutidos e comparados no [Capítulo 3](#). As sensibilidades à taxa de inflação e ao mercado de ações mostram relevância estatística, porém não é suficiente para a construção de um bom modelo de risco de crédito. É expressiva a importância do mercado de crédito à alocação de recursos de maneira eficiente e, portanto, à sociedade.

Palavras-chaves: Matemática. Finanças. Risco de Crédito. Variáveis Macroeconômicas. Regressão. Mercado de Capitais. Mercado Financeiro.

Abstract

Credit plays an important role in society. Agents needing cash make a future commitment to other agents that not need it. Among several other ways, the one I propose to study in this article refers to credit issued to companies. An analysis of the current credit risk models is made in [Capítulo 1](#). This article is an application to the American financial market of the work done in ([AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014](#)). In this work, the author tries to establish a relationship between sensitivity to various macroeconomic variables and credit risk of companies in the Indian market. [Capítulo 2](#) describes the assembly of the database and defines the model. A major result of this study is a database of corporate *default* built from S&P reports. The results are discussed and compared in [Capítulo 3](#). Inflation and the stock market sensitivities show relevant statistics, but they are not sufficient to build a corporate credit risk model. The importance of the credit market to allocating resources efficiently, and therefore to society, is significant.

Key-words: Mathematics. Finances. Credit Risk. Macroeconomic variables. Regression. Capital Markets. Financial Markets.

Sumário

1	Introdução	9
1.1	O mercado de crédito	9
1.2	Revisão da Literatura e Justificativa	11
2	Os dados e a metodologia	13
2.1	Defaults	13
2.2	Matching Pairs	16
2.3	Variáveis Macro e Sensibilidade	18
2.4	Análise Preliminar dos dados	20
2.5	O Modelo	23
3	Resultados e Conclusão	24
3.1	Resultados	24
3.2	Conclusão	26
	Referências	27

1 Introdução

É importante definir o escopo de atuação e introduzir aos conceitos importantes para a construção do trabalho que será apresentado. Dessa forma, irei primeiramente destacar o que constitui o mercado de crédito. Conhecer o objeto de estudo é crucial para uma análise séria. Em seguida falarei da motivação e importância do estudo em questão. Medir risco de crédito é um desafio e tanto. Por último, farei uma análise sobre o que já foi construído. A revisão literária é de suma importância para manutenção da ciência.

1.1 O mercado de crédito

Imagine uma sociedade sem trocas. Como faríamos para cumprir com as necessidades mais básicas de nossas vidas? Comidas, bebidas e vestimentas. Sem trocas, nada disso seria possível se não fosse feito fundamentalmente pelo usuário. Perceba a ineficiência de tal sistema em que, por exemplo, o menos dotado de habilidades básicas de costura teria que invariavelmente produzir sua própria camisa.

Agora permita trocas nesse contexto. Imagine que as pessoas possam produzir e então realizar trocas com os outros agentes. Como primeiro efeito note a dificuldade na realização dessa dinâmica. Como poderia um produtor de cenouras de Minas Gerais realizar uma troca com um alfaiate de Paris? Nessa realidade, um produtor de cenouras não poderia ter um sapato parisiense. Portanto, um meio de trocas se faz necessário e o surgimento do dinheiro como tal é bem descrito em (MARX, 2004):

"A mercadoria especial com cuja forma natural a forma-equivalente pouco a pouco se identifica na sociedade, torna-se mercadoria-dinheiro ou funciona como dinheiro. A sua função social específica, e portanto o seu monopólio social, consiste em desempenhar o papel de equivalente universal no mundo das mercadorias"

Em seguida faça o exercício de antecipar as funções sociais de cada indivíduo. Como seria essa organização? Será que o indivíduo se especializaria na produção de um único bem? Isso foi bem proposto em (RICARDO, 1891). Nesse livro, a teoria da vantagem comparativa nos diz que os agentes se organizarão de maneira mais eficiente se todos se especializarem no que fazem de melhor.

Em terceiro efeito, temos o surgimento do problema de fluxo de caixa. A produção de cenoura requer uma espera e um dispêndio de tempo¹ maior que a produção de sapato,

¹ Considerando a sazonalidade dessa atividade.

por exemplo. Com isso, os produtores de cenoura só poderiam realizar suas trocas em momento de colheita, inviabilizando o exercício exclusivo de sua atividade, forçando o produtor a se dedicar a atividades de curto dispêndio de tempo para o seu subsídio no curto prazo. Esse é um dos problemas que o crédito resolve. Basta imaginar que os produtores de subsídios capazes de sustentar o produtor de cenoura no curto prazo, que estejam interessados em cenouras, forneçam esses subsídios sob a promessa de pagamento em cenouras no futuro. Esse é um dos problemas resolvidos pelo crédito, hoje num sistema financeiro muito mais complexo e sofisticado.

Explicado um cenário que explicita a importância de uma troca de bens num intervalo de tempo não imediato, é importante resumir esse processo como sendo uma relação contratual entre duas partes, uma credora e outra devedora. A credora é a cedente de dinheiro, na maioria das vezes, enquanto a devedora é a tomadora de dinheiro, que assume uma dívida futura. Esse estudo se propõe a estudar um nicho específico desse mercado, o mercado de crédito corporativo. Esse nicho é definido pela parte devedora. Ou seja, quando uma empresa sente necessidade de caixa, por qualquer motivo, ela recorre ao mercado de crédito com o objetivo de tomar dinheiro da parte credora, que em sua maioria é constituída por instituições financeiras. Chamamos esse mercado constituído por essas emissões de crédito que possuem uma empresa como a parte devedora de mercado de crédito corporativo.

A partir dessa redução de escopo, são muitos os fatores contribuintes para o não cumprimento contratual do acordado numa operação de crédito corporativo. Volte a imaginar o caso do produtor de cenouras, se por algum motivo ele não conseguir realizar sua colheita, ele pode não cumprir com seu compromisso de pagamento futuro. No caso do mercado corporativo, o motivo de inadimplência pode variar muito de empresa a empresa. Boa parte do juro de empréstimo se justifica por esse risco. Por isso, nesse mercado, o gerenciamento de risco e a habilidade de predição de estresse são muito valorizados pela parte credora. Nesse contexto, os credores não medem esforços e realizam análises qualitativas e quantitativas de maneira incessante na busca do conhecimento desse risco. Esse estudo tem como objetivo dar mais um passo no gerenciamento de risco de crédito quantitativo, na [seção 1.2](#) é discutido o que já foi feito nessa área.

1.2 Revisão da Literatura e Justificativa

A importância do mercado de crédito para a sociedade, e portanto o gerenciamento desse risco, é tratada na [seção 1.1](#). Por esse motivo, um dos primeiros esforços na tentativa de descrever matematicamente esse risco nos remete a ([BEAVER, 1966](#)), que utiliza índices financeiros gerados a partir de relatórios do balanço patrimonial das empresas para uma tentativa de predição de inadimplência via um modelo de classificação dicotômica: *default* e não *default*. Segundo o próprio estudo:

"The study is offered not as one of the last endeavors in this area but as one of the first. It is designed to be a benchmark for future investigations into alternative predictors of failure, into competing forms of presenting accounting data, and into other uses for accounting data."

De fato, depois desse trabalho, muitos outros focaram na tentativa de predição de risco de crédito via indicadores financeiros. Como ([ALTMAN, 1968](#)), outro trabalho que remete ao início do uso de métodos estatísticos em conjunto com dados financeiros de empresa para tentativa de predição de *default*. Nesse estudo o autor utiliza análise discriminante linear, criando um score que separa sua amostra entre *defaults* e não *defaults*. Uma curiosidade é que os dois estudos visavam a argumentar a eficácia de indicadores financeiros para predição de eventos de estresse em geral e não tinham como objetivo final prever a falência de uma empresa.

Em ([HOPWOOD; MCKEOWN; MUTCHLER, 1994](#)) sugere-se que os modelos estatísticos baseados em dados contábeis perdem para analistas treinados em predição de *default*. Um dos motivos sugeridos é o fato de que a maioria dos modelos não controlam as informações que podem ocorrer como resultado de grandes mudanças econômicas no ambiente, como as que ocorrem durante uma recessão. Os analistas que usam métodos heurísticos mais flexíveis podem incorporar em suas avaliações os efeitos de informações de alterações relacionadas à recessão, à medida que esses eventos ocorrem ou forem antecipados. Em ([RICHARDSON; KANE; LOBINGIER, 1998](#)) o autor consegue argumentar a fragilidade das crises financeiras de modelos baseados em indicadores financeiros como os ([BEAVER, 1966](#)) e ([ALTMAN, 1968](#)) citados anteriormente. ([SHUMWAY, 2001](#)) também chega a conclusão da fragilidade de modelos baseados unicamente em fatores contábeis e propõe um modelo que une esses fatores com indicadores de mercado. Segundo o autor:

"I propose a model that uses both accounting ratios and market-driven variables to produce out-of-sample forecasts that are more accurate than those of alternative models."

Outra gama de modelos ainda não citada nessa análise é a de modelos estruturais de crédito. Esses modelos utilizam de uma definição de *default* baseada na estrutura contábil da empresa, ao invés de definir como um evento sem interpretação contábil como os de forma reduzida. Esse tipo de modelo foi primeiramente proposto por (MERTON, 1974) que extrapolou a ideia de (BLACK; SCHOLES, 1973) sobre precificação de opções para precificação de risco de *default*. Basicamente, em (MERTON, 1974) se utiliza da série de preço de ações das empresas listadas como uma aproximação para cálculo do que o autor chama de distância para o *default*. Com essa distância conseguimos ter uma probabilidade associada ao *default* da empresa em questão. Esse modelo forneceu a base para todos os modelos subsequentes de previsão de inadimplência baseados no mercado atualmente presentes na literatura. Em (BHARATH; SHUMWAY, 2008) se discute a eficácia dos modelos estruturais de risco de crédito, chegando a conclusão que modelos de forma reduzida possuem desempenho pior que o modelo de forma estrutural se utilizados os mesmos inputs. No entanto, esse modelo não é livre de críticas, em (ALLEN; SAUNDERS, 2002) os autores argumentam que tais modelos são incapazes de diferenciar entre as diferentes estruturas de pagamentos da dívida, uma vez que assumem cupom zero para todos os passivos.

Finalmente, em (BAUER; AGARWAL, 2014) é feita uma comparação entre os três modelos utilizados na atualidade. Primeiro, o de forma reduzida baseado em indicadores contábeis; segundo os modelos estruturais inicialmente proposto por (MERTON, 1974); e em terceiro, modelos que combinam as duas ideias. Nesse estudo (BAUER; AGARWAL, 2014) o autor chega a conclusão que o modelo misto proposto por (SHUMWAY, 2001) é claramente o que leva vantagem sobre todos os outros. Importante notar que em (AZIZ; DAR, 2006) é feita uma revisão de toda a literatura presente na academia até o momento do artigo ser escrito. O autor sugere que a precisão de todos os modelos são comparáveis.

A inspiração desse estudo é o artigo (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014), que implementa um modelo de risco de crédito considerando a sensibilidade das firmas a fatores macro-econômicos para o mercado da Índia. Isso foi idealizado por (TIRAPAT; NITTAYAGASETWAT et al., 1999) que implementou o mesmo modelo para empresas Tailandesas. O que justifica o interesse nessa abordagem é não somente uma abordagem fora da caixa como a alta acurácia do modelo Logit obtido nesses dois estudos. Além disso, o modelo é completamente escalável e de fácil implementação. Isso se dá porque, diferente dos modelos baseados em índices contábeis que necessitam de informações de balanço das empresas de difícil acesso, esse modelo somente necessita dos retornos históricos do preço das ações da empresa e dos índices macro-econômicos escolhidos para o cálculo da sensibilidade.

2 Os dados e a metodologia

A parte fundamental de um processo de construção de conhecimento são os dados. Nesse capítulo, vou explicar o processo em que eles foram produzidos, bem como passar pelos desafios. Construção de uma base de *defaults* é difícil e foi um dos feitos relevantes desse trabalho. Os retornos das empresas foram obtidos via Bloomberg. A amostra foi construída por pares.

2.1 Defaults

Uma empresa comete *default* quando falha em cumprir suas obrigações financeiras. O primeiro passo para a construção de uma ideia em relação ao tema risco de crédito é a definição de *default* de maneira objetiva. Esse trabalho herda a definição da S&P¹ de *default* (RATINGS, 2016). Em suma, uma empresa terá seu *rating*² baixado para "D" (*default*) quando essa deixa de pagar um ou mais de seus débitos, sendo eles avaliados pela S&P ou não. Existem casos de exceções quando a agência avalia que esse não pagamento será feito em tempo hábil. Renegociações de dívidas públicas também é considerado como *default* para a agência.

Essa herança se deve pela natureza da obtenção dos dados. Uma base de *default* de livre acesso é de extrema dificuldade. Esse estudo se aproveita de relatórios de transição de *rating* divulgados anualmente pela agência de crédito S&P. Os artigos podem ser acessados a partir do seu endereço contigo na [Tabela 1](#).

É importante ressaltar o protagonismo das agências de crédito no sistema financeiro norte-americano. Em (WHITE, 2010) o autor explica o surgimento das agências de *rating* de crédito e seu papel em eventos como a crise financeira de 2008. Em (BORDO, 2008) é feita uma comparação histórica entre as crises, citando os impactos da agências de *rating* de crédito no sistema financeiro atual.

Nesse primeiro passo de construção dessa base, encontramos nosso primeiro grande problema. Como podemos ver, os artigos que possuem os *defaults* são todos em formato PDF³. Um dos grandes problemas em arquivos em PDF é a sua manipulação. Foi feito o

¹ A Standard and Poor's é uma agência de *rating* de crédito americana. Ela tem fins lucrativos e fornece diversos produtos de inteligência no mercado de crédito global.

² *Rating* de uma empresa é de fato a nota atribuída por ela pela agência. Sua escala e formatação depende da agência geradora, porém sua forma mais comum se dá por uma variação de "A" a "D". Sendo "A" considerado um baixo risco de crédito e "D" um péssimo risco de crédito, no caso, *default*.

³ O PDF (Portable Document Format) é um formato de arquivo muito utilizado. Ele foi desenvolvido pela Adobe Systems, uma empresa de software, com o objetivo de representar documentos de maneira independente do sistema operacional que fosse utilizado.

Figura 1: Exemplo de tabela com os *defaults* nos relatórios da S&P

Table B

2018 Global Publicly Rated Corporate Defaults

Company name	Reason for default	Country	Industry	Debt amount outstanding (mil. \$)	Default date	Rating one year prior to default	Rating three years prior to default	First rating	Date of first rating
Expro Holdings U.K. 3 Ltd.	Distressed exchange	U.K.	Energy and natural resources	1,475.0	1/2/2018	CCC+	-	CCC+	11/1/2016
Fieldwood Energy LLC	Missed principal or interest	U.S.	Energy and natural resources	4,048.1	1/3/2018	CCC	-	CCC	6/16/2016
Liberty Tire Recycling Holdco LLC	Distressed exchange	U.S.	Health care/chemicals	170.0	1/4/2018	B-	-	B-	6/16/2015
BIS Industries Ltd.	Distressed exchange	Australia	Energy and natural resources	250.0	1/15/2018	B-	B	B	3/12/2014
RGL Reservoir Management Inc.	Distressed exchange	Canada	Energy and natural resources	346.0	1/18/2018	CCC+	-	CCC+	6/9/2016
Philadelphia Energy Solutions Refining and Marketing LLC	Chapter 11	U.S.	Energy and natural resources	550.0	1/24/2018	B	B+	B+	3/7/2013
Hovnanian Enterprises Inc.	Distressed exchange	U.S.	Forest and building products/homebuilders	2,020.0	1/30/2018	CCC+	B-	CCC-	11/3/2011
iHeartCommunications Inc.	Missed principal or interest	U.S.	Leisure time/media	20,176.4	2/1/2018	-	-	CCC	2/13/2017

Fonte: (RATINGS, 2019)

uso de uma tecnologia de conversão de formato de arquivo PDF para CSV⁴ via Python⁵.

O pacote de Python utilizado para a conversão da tabela em PDF para CSV, como exemplificado na Figura 1, foi o Camelot. Esse pacote foi escolhido pois ele tem um método de conversão bem amplo. Diversas ferramentas são oferecidas, como por exemplo especificar a localização da tabela no PDF.

⁴ O formato de arquivo de CSV (Character-separated values) é um arquivo de texto que ordena seus itens separando por algum caractere específico. Ele é amplamente utilizado pelo pacote Office da empresa Microsoft. É também de muito fácil tratamento, sendo assim, é muito fácil a conversão deste tipo de arquivo para outros tipos.

⁵ Python é uma linguagem de programação com sintaxe simples e bastante versátil, orientada a objetos, exceções (um moderno mecanismo para o tratamento de erros), módulos (uma forma inteligente de acessar e organizar código a ser reutilizado), coleta de lixo automática (sistema que elimina os erros causados pelo acúmulo de dados inúteis na memória do computador), recursos avançados de manipulação de textos, listas e outras estruturas de dados, possibilidade de executar o mesmo programa sem modificações em várias plataformas de hardware e sistemas operacionais.

Título do artigo	Ano de Publicação	Link	Data acesso
2007 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2008	https://www.nact.org/sponsorPubs/SP2007_Default_and_Transition_Study_Corporates.pdf	07/07/2020
2008 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2009	https://www.valuation.co.il/data/wacc/SnP-Default_Transition_and_Recovery_2008.pdf	07/07/2020
Default, Transition, and Recovery: 2009 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2010	http://ismymoneysafe.org/pdf/StandardandPoorsAnnualglobalcorporatedefaultstudy2009.pdf	07/07/2020
2010 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2011	https://www.standardandpoors.com/ja_JP/delegate/getPDF?articleId=1498485&type=COMMENTS&subType=	07/07/2020
2011 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2012	https://www.standardandpoors.com/ja_JP/delegate/getPDF?articleId=1498592&type=COMMENTS&subType=	07/07/2020
2012 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2013	https://www.nact.org/resources/NACT_2012_Global_Corporate_Default.pdf	07/07/2020
2013 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2014	https://www.maalot.co.il/publications/FTS20140324161422.pdf	07/07/2020
2014 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2015	https://www.spratings.com/documents/20184/760102/2014+Annual+Global+Corporate+Default+Study+And+Rating+Transitions/f31a6551-1112-46e1-80a8-c7b6f3688b1a	07/07/2020
2015 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2016	https://www.spratings.com/documents/20184/774196/2015+Annual+Global+Corporate+Default+Study+And+Rating+Transitions/6d311074-5d56-4589-9ef8-a43615a6493b	07/07/2020
2016 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2017	https://www.spratings.com/documents/20184/774196/2016+Annual+Global+Corporate+Default+Study+And+Rating+Transitions.pdf/2ddcf9dd-3b82-4151-9dab-8e3fc70a7035	07/07/2020
2017 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions	2018	https://www.spratings.com/documents/20184/774196/2017+Annual+Global+Corporate+Default+Study/a4cffa07-e7ca-4054-9e5d-b52a627d8639	07/07/2020
2018 Annual Global Corporate Default And Rating Transition Study	2019	https://www.spratings.com/documents/20184/774196/2018AnnualGlobalCorporateDefaultAndRatingTransitionStudy.pdf	07/07/2020

Tabela 1: Fontes dos casos de *defaults*

2.2 Matching Pairs

Dado o histórico de *defaults* estruturados como explicado na seção anterior, seguimos com a segunda parte da construção da base. Seguindo a metodologia presente em (BEAVER, 1966), (BEAVER, 1968), (ALTMAN, 1968), (ZAVGREN, 1985), (BEGLEY; MING; WATTS, 1996) e em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014), estudo em que esse trabalho se baseou, vamos criar um par de não *default* para cada empresa em nossa amostra inicial de *defaults*. Essa técnica de amostragem é denominada *Matching Pair*, que tenta separar sua amostra por pares similares, em que o que diferencia cada integrante do par é a característica de estudo. No nosso caso, essa característica é o *default*.

Como feito pelos artigos citados no parágrafo anterior, nossa métrica de similaridade será o setor e o total de ativos de cada empresa. Isso é, dado uma empresa em nossa base de *defaults*, buscaremos uma empresa similar no mesmo setor que tenha o total de ativos mais próximo possível do nosso *default*. Mas como será feito isso? Como essa busca foi feita? Qual base foi utilizada?

Com base nessas perguntas foi decidido que o escopo de estudo seria construído em cima das empresas listadas no índice RUSSELL3000⁶. Essa escolha se deu pela facilidade em que se pode conseguir a composição desse índice na plataforma de preços Bloomberg⁷, robustez e credibilidade do índice e por ser constituído por um grande número de empresas. Então para cada artigo contido na Tabela 1, que possuem as empresas avaliadas pela S&P que deram *default* naquele ano, buscamos a composição do índice Russel 3000 no mesmo ano.

Figura 2: Exemplo de tabela com os dados da Russel 3000 para o ano 2007

Ticker	Name	Tot Assets LF	Market Cap
	Automobiles & Components (18 members)	0.00	59.81B
F UN Equity	Ford Motor Co	2,90217E+11	14932128768
GT UN Equity	Goodyear Tire & Rubber Co/The	17029000192	5622153728
TRW UN Equity	ZF TRW Automotive Holdings Corp	11132999680	3422423040
HOG UN Equity	Harley-Davidson Inc	5532149760	15131249664
ALV UN Equity	Autoliv Inc	5110799872	4564881920
BWA UN Equity	BorgWarner Inc	4584000000	4372316160
TEN UN Equity	Tenneco Inc	3263000064	1165278720
AXL UN Equity	American Axle & Manufacturing Holdings I	2597499904	1424811904

Fonte: Bloomberg

⁶ O Russell 3000 é um índice do mercado de ações que mede a performance das 3000 maiores empresas listadas nos Estados Unidos.

⁷ Bloomberg é uma empresa de fornecimento de dados amplamente utilizada no mercado financeiro mundial.

A Bloomberg permite escolher diversos campos informativos sobre as empresas que constituem esse índice, além da sua constituição. O formato em que se conseguiu esses dados é exemplificado pela [Figura 2](#). Portanto, temos 4 colunas que serão utilizadas para fazer o *Matching Pair*.

Antes da construção dos *Matching Pairs* precisamos dar um primeiro passo. Esse primeiro passo foi saber quais empresas da nossa base de *default* se encontravam listadas no índice Russell 3000 no momento de seu *default*. Para isso, dado a constituição anual desse índice, foi feita uma procura relacionando o nome contido no relatório da S&P, como na [Figura 1](#), com o nome provindo da Bloomberg, como na [Figura 2](#).

É evidente que uma mesma empresa pode ter uma pequena variação de nome de uma base para outra. Portanto, vale destacar a utilização de outro pacote de Python chamado *fuzzywuzzy*. Esse pacote permite que se estabeleça um *fuzzy match* entre textos, estabelecendo uma nota de 0 a 100. Então, os casos como na [Tabela 2](#) são considerados.

S&P Database	Russel 3000 Database	FuzzyWuzzy Score
Ambac Financial Group Inc.	Ambac Financial Group Inc/Old	95
Warren Resources, Inc.	Warren Resources Inc	98

Tabela 2: Exemplo de uma correspondência difusa em nomes de empresas

Perceba que, ao unir as duas bases, conseguimos também saber o *Ticker*, o *Total Asset* e o setor de uma empresa que deu *default*. A partir disso consigo construir o meu *Matching Pair*. É interessante testar a hipótese nula de que minhas populações possuem médias iguais como feito em ([AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014](#)). Na [Tabela 3](#) podemos ver a média dos ativos totais das empresas que deram *default* contra a média dos ativos totais das empresas que não deram *default* em nossa base. Já na [Tabela 4](#) podemos ver o teste mostrando um alto p-valor com a hipótese nula sendo a equidade das médias entre as duas amostras, empresas *default* e empresas não *default*.

Tipo	Média	Variância
<i>Default</i>	16.955,4	75.281,3
Não <i>default</i>	17.429,7	101.863,4

Tabela 3: Dados de total de ativos da amostra em milhões de dólares

Diferença da Média	t-valor	p-valor
474,2	-0,0392	0,9687

Tabela 4: Teste T considerando amostras independentes

2.3 Variáveis Macro e Sensibilidade

Uma vez definido a amostra, precisamos definir quais variáveis macroeconômicas vamos utilizar e como as sensibilidades da empresa a essas variáveis serão estimadas. Esse estudo utiliza índice de produção industrial, índice de performance do mercado de ações, índice de taxa de juros, índice de oferta monetária e índice de inflação. A escolha desses índices se justifica em boa parte pelas escolhas feitas em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014) e pelo seu uso em estudos como (FIGLEWSKI; FRYDMAN; LIANG, 2012) e (BONFIM, 2009) que tentam estabelecer se há relevância no impacto de variáveis macroeconômicas na probabilidade de *default*.

Para o índice de produção industrial, se foi utilizado a série histórica do *Industrial Production Index (INDPRO)*⁸. Esse índice tem como objetivo medir a produção real de todas as indústrias dos Estados Unidos. É calculado mês a mês para tentar capturar diferenças na produção industrial americana no curto prazo. O que foi achado em (FIGLEWSKI; FRYDMAN; LIANG, 2012) foi uma relação inversa entre probabilidade de *default* e índice de produção industrial. Isso é, o aumento desse índice implica numa menor probabilidade de *default* em geral.

O índice de performance do mercado de ações utilizado foi o próprio Russell 3000⁹. Esse índice é baseado no preço das ações das 3000 maiores empresas dos Estados Unidos. Em (BONFIM, 2009) e (FIGLEWSKI; FRYDMAN; LIANG, 2012) o que se achou foi uma relação inversa entre performance de mercado e probabilidade de *default*.

Para a taxa de juros, escolheu-se o *2-Year Treasury Constant Maturity Rate*¹⁰. O Treasury Bill é uma nota de dívida que o governo dos Estados Unidos utiliza para se financiar. O racional nessa escolha, como sugerido em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014), se dá pelo fato de que com o aumento das taxas de juros as empresas teriam dificuldade em pagar os juros de suas dívidas. Essa variável foi também utilizada em (BONFIM, 2009) e (FIGLEWSKI; FRYDMAN; LIANG, 2012).

A oferta monetária pode também ser um fator significativo na probabilidade de *default*. Para esse índice, se utilizou a base monetária M1¹¹. Em (TSAI; LEE; SUN, 2009) se argumentou que a oferta monetária pode afetar o cenário de risco de crédito corporativo por meio de mudanças nas condições de liquidez da economia.

⁸ O histórico dessa métrica, bem como uma descrição adicional, pode ser encontrado em <https://fred.stlouisfed.org/series/INDPRO> (Data de acesso: 10/07/2020)

⁹ O histórico dessa métrica, bem como uma descrição adicional, pode ser encontrado em <https://finance.yahoo.com/quote/%5ERUA?p=%5ERUA> (Data de acesso: 10/07/2020)

¹⁰ O histórico dessa métrica, bem como uma descrição adicional, pode ser encontrado em <https://fred.stlouisfed.org/series/DGS2> (Data de acesso: 10/07/2020)

¹¹ O histórico dessa métrica, bem como uma descrição adicional, pode ser encontrado em <https://fred.stlouisfed.org/series/M1SL> (Data de acesso: 10/07/2020)

A inflação da economia em estudo foi utilizada como fator em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014). Dado a relevância nos resultados obtidos pelo autor, esse índice também será utilizado nesse trabalho. Para sua representação foi escolhido o Consumer Price Index for All Urban Consumers¹² que tem como objetivo capturar a variação de preço médio da cesta de consumo do cidadão norte-americano.

Dado as escolhas das variáveis e suas justificativas, faz-se necessário estabelecer uma métrica de sensibilidade das empresas a esses índices. Essa heurística, como feito em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014), foi estabelecer uma regressão linear múltipla e chamar os coeficientes resultantes dessa regressão de sensibilidade. Nessa regressão, a variável dependente é formada pelos retornos mensais da empresa e as variáveis independentes são os retornos dos índices macro, como descrito para uma empresa i na equação abaixo:

$$R_i = \alpha_i + \beta_{1i}\Delta IIP + \beta_{2i}\Delta Mkt + \beta_{3i}\Delta IR + \beta_{4i}\Delta M1 + \beta_{5i}\Delta CPI + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

Em que:

R_i = São os retornos mensais da empresa i .

ΔIIP = São os retornos mensais do índice de produção industrial (*INDPRO*).

ΔMkt = São os retornos mensais do índice de mercado de ações (*Russell 3000*).

ΔIR = Representa a variação da taxa de juros do mercado americano (*T-BILL 2Y*).

$\Delta M1$ = Representa a variação da base monetária da economia americana (*M1SL*).

ΔCPI = Representa a variação da inflação da economia americana (*CPIAUCSL*).

β_{1i} = Representa a sensibilidade da empresa ao índice de produção industrial.

β_{2i} = Representa a sensibilidade da empresa ao índice de performance de ações.

β_{3i} = Representa a sensibilidade da empresa à variação da taxa de juros.

β_{4i} = Representa a sensibilidade da empresa à variação na oferta monetária.

β_{5i} = Representa a sensibilidade da empresa à variação na inflação.

ε_i = Representa o erro da regressão.

Para cada empresa, construiu-se uma base histórica de dois anos de retornos mensais de suas ações via *Bloomberg*. Esses retornos históricos mensais foram regredidos contra as variáveis macro-econômicas. Cabe ressaltar que foram considerados retornos imediatamente anteriores ao *default*, tanto para a empresa em questão como para o seu par não *default*.

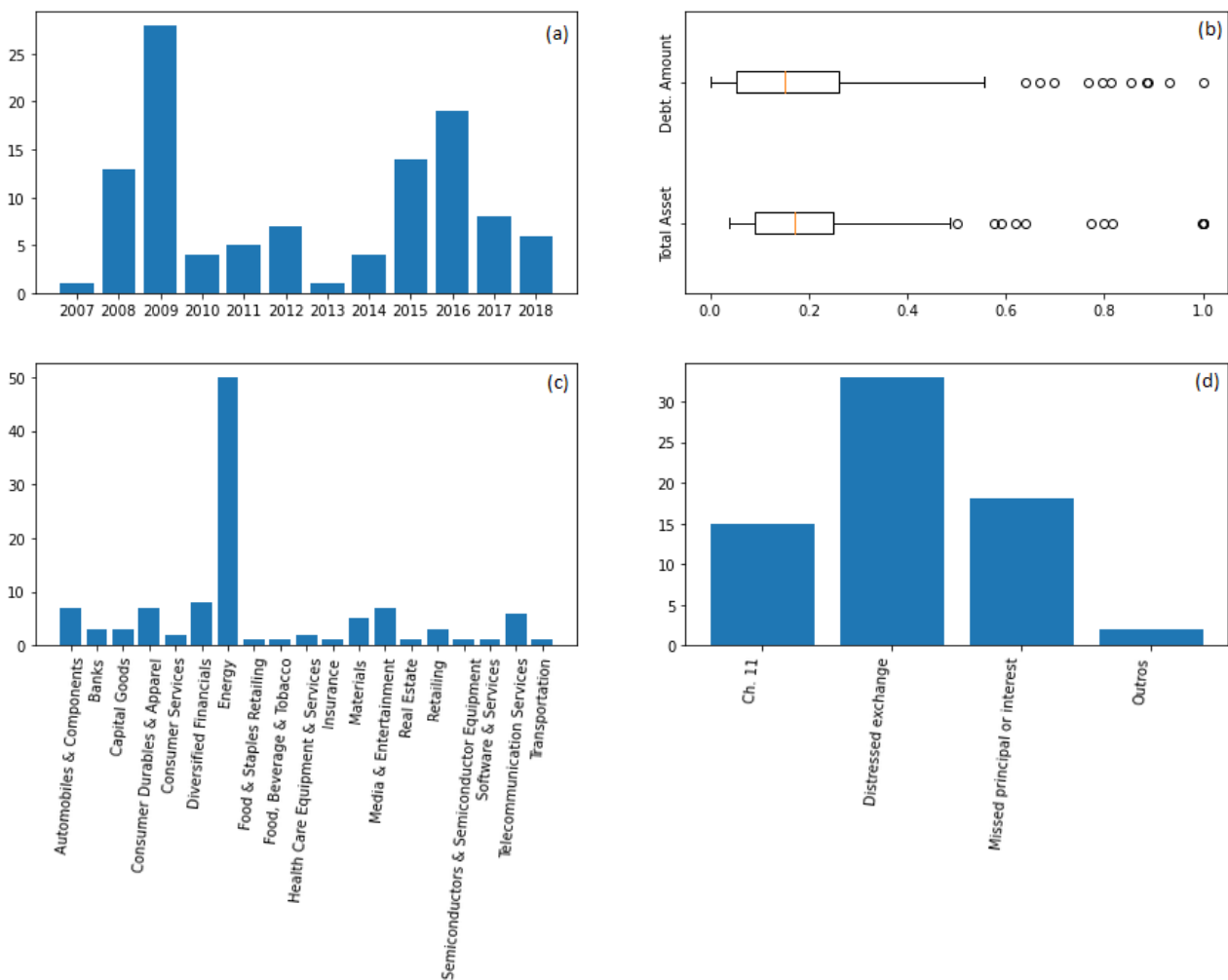
¹² O histórico dessa métrica, bem como uma descrição adicional, pode ser encontrado em <https://fred.stlouisfed.org/series/CPIAUCSL> (Data de acesso: 10/07/2020)

2.4 Análise Preliminar dos dados

Com a base de dados feita, é importante fazer uma análise inicial dos dados. Nessa seção esse estudo foca em estabelecer as características dos dados, relacionando com o contemporâneo e atribuindo testes de lucidez. Primeiro, é importante verificar como a base de *default* é constituída. Então, passaremos pelos resultados da regressão e pela construção da sensibilidade das empresas.

Como explicado pelos capítulos anteriores, depois de construída a base a partir dos PDFs dos estudos de transição de *rating* liberados pela S&P, foram selecionadas as empresas listadas que, no momento de seu *default*, estavam presentes na constituição do índice Russell 3000. Esse processo resultou em 110 empresas em nossa base, distribuídas conforme os gráficos na Figura 3.

Figura 3: Distribuição da base de dados de *default*



Em que (a) é a distribuição dos *defaults* por ano, (b) é o *Boxplot* do *Debt Amount* e do *Total Asset* das empresas, (c) é a distribuição das empresas por setor e (d) é a distribuição dos *defaults* por motivação.

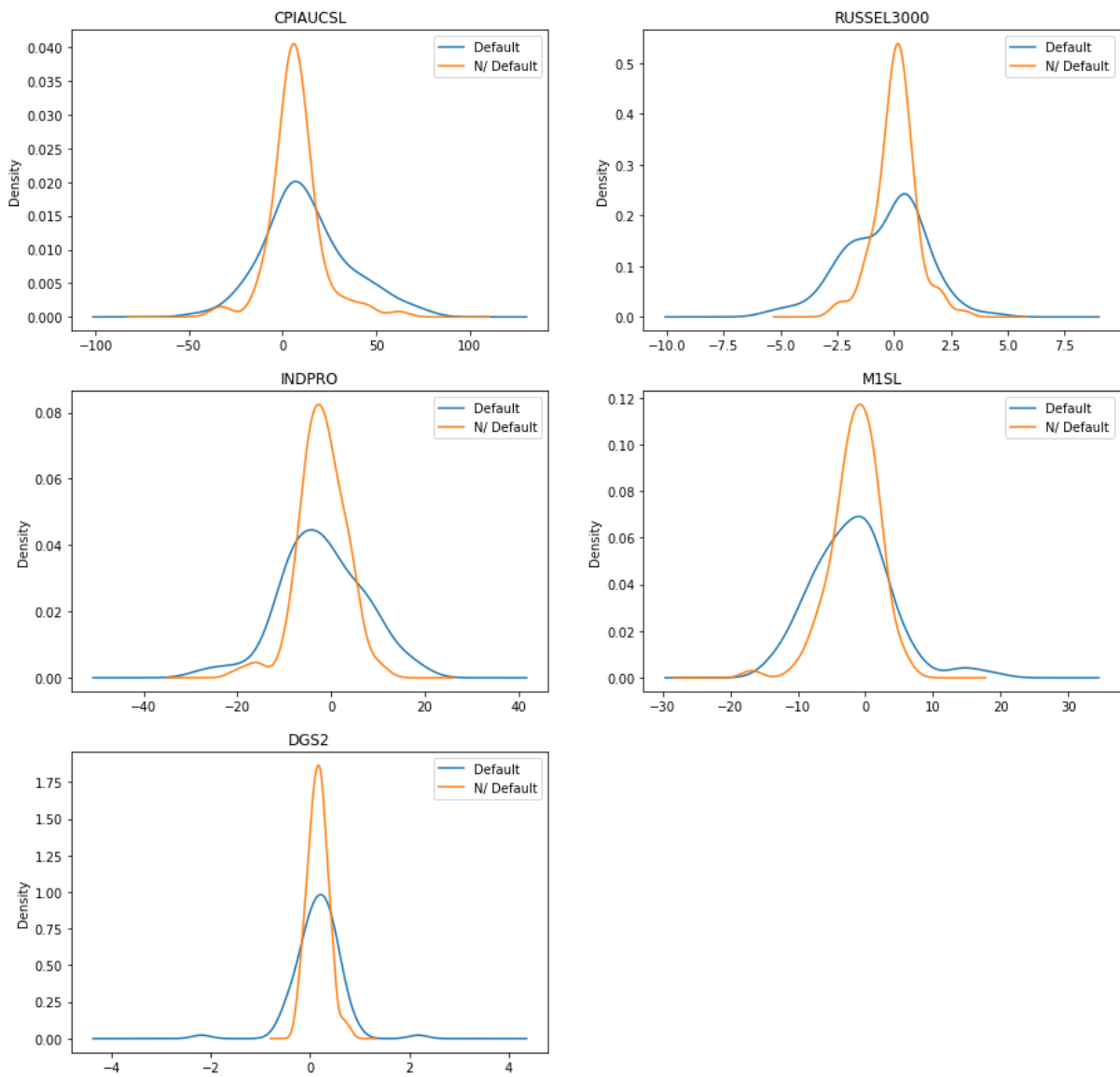
Como se pode notar na [Figura 3](#) (a) temos duas concentrações de quantidades de empresas inadimplentes. A primeira, nos anos 2008 e 2009, é condizente com ([GIESECKE et al., 2014](#)) que classifica a performance do mercado de crédito corporativo durante 2009 como uma crise. Já a segunda, nos anos 2015 e 2016, pode-se deduzir que tenha ocorrido devido a choques no preço de petróleo. Em ([WEGENER et al., 2016](#)), o autor relaciona choques no preço de petróleo com o aumento de risco de crédito soberano em países produtores de petróleo, incluindo os Estados Unidos.

Essa hipótese do impacto do preço de petróleo na quantidade de firmas inadimplentes também é evidenciada pela quantidade de empresas do setor de energia em nossa base de *default*. Uma análise mais profunda sobre o período é de extrema relevância para o entendimento da dinâmica do mercado de crédito corporativo nesse período. No entanto, essa análise foge do escopo desse estudo, já que os efeitos setoriais sobre os resultados são de pequena importância dado a técnica de amostragem apresentada na [seção 2.2](#).

Na [Figura 3](#) (d), o histograma com informação sobre as razões da classificação da empresa como *default* pela S&P tem como objetivo evidenciar se existe algum fenômeno de risco de crédito que se destaca sobre os outros. Essa preocupação se dá pela escolha de modelo de forma reduzida em nossa modelagem, como descrito na [seção 2.5](#). Nota-se um equilíbrio nessa distribuição de motivações e coerência com o que é exposto em ([RATINGS, 2016](#)) como definição de *default*.

Com as sensibilidades calculadas de acordo com a [seção 2.3](#) podemos estimar suas funções densidade via Kernel para as empresas e verificar como se comportam para as empresas que deram *default* contra as que não deram *default*. Na [Figura 4](#) podemos verificar as diferentes distribuições para cada fator. O método de cálculo de largura de banda utilizado foi o desenvolvido por ([SCOTT, 2015](#)). É válido citar o pacote de Python Scipy.Stats, ferramenta utilizada para desenvolver os gráficos.

Figura 4: Estimativa de densidade das sensibilidades via Kernel



2.5 O Modelo

Como em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014), esse estudo utilizará regressão logística para a predição de um evento de *default*. O uso desse modelo é muito comum em modelos de risco de crédito de forma reduzida. Em (AZIZ; DAR, 2006) é feita uma análise histórica dos modelos mais utilizados até o momento em que o autor fez o artigo, o modelo Logit é o segundo mais utilizado. Além disso, uma discussão histórica é feita na seção 1.2 em que esse estudo mostra mais alguns exemplos de sua utilização.

Essa grande utilização se dá pela natureza do modelo de regressão logística. Isso porque um modelo de risco de crédito de forma reduzida assume que o *default* pode ser interpretado como uma variável binária. Portanto, com uma gama de variáveis independentes capazes de serem preditores de algum evento de estresse na qualidade de crédito, esse modelo pode ser utilizado para atribuir uma probabilidade ao evento binário representado pela variável dependente. No caso desse artigo, temos:

$$P(X) = \frac{1}{1+e^{-Z}} \quad (2.2)$$

$$Z = \alpha + \beta_1 sIIP + \beta_2 sMkt + \beta_3 sIR + \beta_4 sM1 + \beta_5 sCPI + \varepsilon \quad (2.3)$$

Em que:

X = Representa se a empresa deu *default*.

$sIIP$ = Representa a sensibilidade da empresa ao índice de produção industrial.

$sMkt$ = Representa a sensibilidade da empresa ao índice de performance de ações.

sIR = Representa a sensibilidade da empresa à variação da taxa de juros.

$sM1$ = Representa a sensibilidade da empresa à variação na oferta monetária.

$sCPI$ = Representa a sensibilidade da empresa à variação na inflação.

ε = Representa o erro da regressão.

3 Resultados e Conclusão

Nesse capítulo se discute o resultado desse estudo. Esse resultado também é comparado com que foi obtido em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014), a inspiração de toda a modelagem nesse trabalho.

3.1 Resultados

Para o cálculo dos coeficientes descritos na seção 2.5 a amostra foi separada em uma base de treino de 130 observações e uma base de teste de 90 observações. O método de estimação utilizado foi de máxima verossimilhança, implementada pela função chamada *statsmodel.api.Logit*¹. É importante ter em mente as descrições dos parâmetros na Tabela 5. Os Resultados discutidos serão baseados nos nomes que foram utilizados nessa tabela.

Variável Macro	Descrição
RUSSEL3000	Sensibilidade ao mercado de ações.
CPIAUCSL	Sensibilidade à inflação.
M1SL	Sensibilidade à oferta monetária.
DGS2	Sensibilidade à taxa de juros.
INDPRO	Sensibilidade ao índice de produção industrial.

Tabela 5: Tabela descritiva sobre as variáveis macro-econômicas.

Variável Macro	Média N/D	Média Default	Diferença entre as médias	T-valor	P-valor
RUSSEL3000	0.105483	-0.391507	0.496990	-2.482558	0.013935
CPIAUCSL	6.822028	12.946685	-6.124657	2.317101	0.021593
M1SL	-1.418982	-2.006302	0.587320	-0.844387	0.399544
DGS2	0.163309	0.161019	0.002290	-0.043315	0.965497
INDPRO	-1.837496	-1.879034	0.041538	-0.040128	0.968034

Tabela 6: Teste T sobre as médias dos sensibilidades. Verificar a descrição das variáveis em Tabela 5.

Como primeiro passo, seguindo o que foi feito em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014), se fez um teste T sobre as sensibilidades considerando a hipótese nula² de equidade entre as médias das variáveis para os casos de *default* e não *default*. Esse talvez seja o resultado mais importante desse estudo. Como mostra a Tabela 6, para a hipótese

¹ Essa função faz parte do módulo implementado em Python chamado statsmodels. Sua documentação pode ser encontrada em <https://www.statsmodels.org/stable/> (Data de acesso 10/07/2020)

² $H_0 : \mu_1 = \mu_2$ para uma sensibilidade *i* dentre as variáveis macro-econômicas.

alternativa³ de não equidade das médias, temos significância estatística para um $\alpha = 5\%$ nas variáveis RUSSEL3000 e CPIAUCSL. Isso é um forte indicativo de que a sensibilidade a essas variáveis tenha importância na medida de probabilidade de *default*.

Apesar do resultado do teste T obtido na [Tabela 6](#) os resultados da [Figura 5](#) do modelo Logit descrito em [seção 2.5](#) não representam uma boa aderência do modelo. Podemos inferir isso pelo baixo *Pseudo R-squared*⁴ que pode variar de 0 a 1. Nessa tabela também podemos ver os testes Z demonstrando alguma importância para as variáveis CPIAUCSL e RUSSEL300, nesse teste o P-valor é calculado sob a hipótese nula do coeficiente ser igual a 0. Esse resultado é coerente com a [Tabela 6](#).

```

Results: Logit
=====
Model:                Logit                Pseudo R-squared: 0.032
Dependent Variable:  Default                AIC:                184.1516
Date:                2020-07-12 12:12  BIC:                198.4893
No. Observations:   130                Log-Likelihood:    -87.076
Df Model:           4                LL-Null:           -89.971
Df Residuals:       125               LLR p-value:       0.21542
Converged:          1.0000                Scale:             1.0000
No. Iterations:     5.0000

              Coef.   Std.Err.   z     P>|z|   [0.025   0.975]
-----
CPIAUCSL     0.0167   0.0104   1.6094  0.1075  -0.0036  0.0370
RUSSEL3000  -0.1943   0.1486  -1.3074  0.1911  -0.4855  0.0970
INDPRO       0.0019   0.0316   0.0612  0.9512  -0.0600  0.0638
M1SL        -0.0011   0.0446  -0.0246  0.9804  -0.0884  0.0862
DGS2        -0.1545   0.5067  -0.3048  0.7605  -1.1476  0.8387
=====
Accuracy of logistic regression classifier on test set: 0.60

```

Figura 5: Resultado da regressão Logit. Verificar a descrição das variáveis em [Tabela 5](#).

		Previsto	
		N/ Default	Default
Observado	N/ Default	56	12
	Default	36	26
Acuracia		82%	42%

Tabela 7: Matriz de confusão sobre a amostra de treino.

³ $H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$ para uma sensibilidade i dentre as variáveis macro-econômicas.

⁴ Essa métrica é definida matematicamente pela fórmula $\rho^2 = 1 - \frac{\log \mathcal{L}(m_1^*)}{\log \mathcal{L}(m_0^*)}$. Onde $\mathcal{L}(m_1^*)$ representa o resultado da maximização da função de verossimilhança do modelo e $\mathcal{L}(m_0^*)$ representa o resultado da maximização da função de máxima verossimilhança considerando somente a variável de interceptação. No modelo desse estudo exposto em [seção 2.5](#) seria o α .

3.2 Conclusão

O objetivo desse trabalho foi agregar algum valor ao conhecimento vigente de manejo de risco de crédito. Para isso, foi escolhido uma reimplementação do modelo proposto em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014) para o mercado americano. No [Capítulo 1](#) se faz uma análise do que já foi construído nessa área de conhecimento. No [Capítulo 2](#) se tem um detalhamento de como os dados foram obtidos e uma explicação do modelo aplicado.

Comparando os resultados desse estudo com o que foi obtido em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014) se percebe alguma congruência. Por exemplo, as sensibilidades a taxa de inflação e ao índice de performance de mercado de ações são as que mais representam importância estatística nos dois estudos vide [Figura 5](#). Além disso o autor faz o mesmo teste para as sensibilidades como feito na [Tabela 6](#) obtendo significância estatística para um nível $\alpha = 1\%$ para a variável de sensibilidade ao mercado de ações. Percebe-se pelo t-valor indicado no estudo que a variável de sensibilidade à inflação também possui maior relevância que as outras, congruente com o obtido nesse estudo, porém o p-valor não foi especificado pelo autor. Contudo, em relação ao modelo de classificação de crédito especificado na [seção 2.5](#) e com resultados mostrados na [Figura 5](#), os resultados desse estudo diferem muito em relação aos promissores resultados obtidos pelo autor. Na [seção 3.1](#) temos os resultados.

Constata-se que utilizando um modelo com somente as sensibilidades como variáveis independentes, vide [seção 2.5](#), não se obtém um resultado estatisticamente relevante, vide [Figura 5](#). No entanto, a [Tabela 6](#) indica que as sensibilidades ao mercado de ações e ao índice de inflação possivelmente agregam valor a um modelo de risco de crédito de forma reduzida que se proponha a utilizar esses parâmetros como variáveis independentes adicionais. Somado a isso, o teste Z feito na [Figura 5](#) indica relativo baixo p-valor para a hipótese nula dos coeficientes multiplicativos das variáveis CPIAUSCL e RUSSEL3000, vide [Tabela 5](#), serem 0.

Conclui-se que uma aplicação do modelo proposto em (AGRAWAL; MAHESHWARI, 2014) para o mercado indiano não funciona tão bem pro mercado americano, vide [Figura 5](#), apesar da relevância estatística apontada na [Tabela 6](#).

Referências

- AGRAWAL, K.; MAHESHWARI, Y. Default risk modelling using macroeconomic variables. *Journal of Indian Business Research*, Emerald Group Publishing Limited, 2014. Citado 10 vezes nas páginas 6, 7, 12, 16, 17, 18, 19, 23, 24 e 26.
- ALLEN, L.; SAUNDERS, A. A survey of cyclical effects in credit risk measurement models. NYU Working Paper No. S-CDM-02-04, 2002. Citado na página 12.
- ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, JSTOR, v. 23, n. 4, p. 589–609, 1968. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 16.
- AZIZ, M. A.; DAR, H. A. Predicting corporate bankruptcy: where we stand? *Corporate Governance: The international journal of business in society*, Emerald Group Publishing Limited, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 23.
- BAUER, J.; AGARWAL, V. Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? a comprehensive test. *Journal of Banking & Finance*, Elsevier, v. 40, p. 432–442, 2014. Citado na página 12.
- BEAVER, W. H. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, JSTOR, p. 71–111, 1966. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 16.
- BEAVER, W. H. Market prices, financial ratios, and the prediction of failure. *Journal of accounting research*, JSTOR, p. 179–192, 1968. Citado na página 16.
- BEGLEY, J.; MING, J.; WATTS, S. Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of altman's and ohlson's models. *Review of accounting Studies*, Springer, v. 1, n. 4, p. 267–284, 1996. Citado na página 16.
- BHARATH, S. T.; SHUMWAY, T. Forecasting default with the merton distance to default model. *The Review of Financial Studies*, Oxford University Press, v. 21, n. 3, p. 1339–1369, 2008. Citado na página 12.
- BLACK, F.; SCHOLES, M. The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 81, n. 3, p. 637–654, 1973. Citado na página 12.
- BONFIM, D. Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking & Finance*, Elsevier, v. 33, n. 2, p. 281–299, 2009. Citado na página 18.
- BORDO, M. D. *An historical perspective on the crisis of 2007-2008*. [S.l.], 2008. Citado na página 13.
- FIGLEWSKI, S.; FRYDMAN, H.; LIANG, W. Modeling the effect of macroeconomic factors on corporate default and credit rating transitions. *International Review of Economics & Finance*, Elsevier, v. 21, n. 1, p. 87–105, 2012. Citado na página 18.

GIESECKE, K. et al. Macroeconomic effects of corporate default crisis: A long-term perspective. *Journal of Financial Economics*, Elsevier, v. 111, n. 2, p. 297–310, 2014. Citado na página 21.

HOPWOOD, W.; MCKEOWN, J. C.; MUTCHLER, J. F. A reexamination of auditor versus model accuracy within the context of the going-concern opinion decision. *Contemporary Accounting Research*, Wiley Online Library, v. 10, n. 2, p. 409–431, 1994. Citado na página 11.

MARX, K. *Capital: volume I*. [S.l.]: Penguin UK, 2004. Citado na página 9.

MERTON, R. C. On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *The Journal of finance*, JSTOR, v. 29, n. 2, p. 449–470, 1974. Citado na página 12.

RATINGS, S. G. S&p global ratings definitions. URL: https://-www.standardandpoors.com/en_US/web/guest/article/-/view/sourceId/504352, Accessed on, v. 15, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 13 e 21.

RATINGS, S. G. 2018 annual global corporate default and rating transition study. URL: <https://www.spratings.com/documents/20184/774196/2018AnnualGlobalCorporateDefaultAndRatingTransitionStudy>, Accessed on, 2019. Citado na página 14.

RICARDO, D. *Principles of political economy and taxation*. [S.l.]: G. Bell and sons, 1891. Citado na página 9.

RICHARDSON, F. M.; KANE, G. D.; LOBINGIER, P. The impact of recession on the prediction of corporate failure. *Journal of Business Finance & Accounting*, Wiley Online Library, v. 25, n. 1-2, p. 167–186, 1998. Citado na página 11.

SCOTT, D. W. *Multivariate density estimation: theory, practice, and visualization*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2015. Citado na página 21.

SHUMWAY, T. Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The journal of business*, JSTOR, v. 74, n. 1, p. 101–124, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 12.

TIRAPAT, S.; NITTAYAGASETWAT, A. et al. An investigation of thai listed firms' financial distress using macro and micro variables. *Multinational Finance Journal*, Multinational Finance Journal, v. 3, n. 2, p. 103–125, 1999. Citado na página 12.

TSAI, B.-H.; LEE, C.-F.; SUN, L. The impact of auditors' opinions, macroeconomic and industry factors on financial distress prediction: An empirical investigation. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, World Scientific, v. 12, n. 03, p. 417–454, 2009. Citado na página 18.

WEGENER, C. et al. Oil prices and sovereign credit risk of oil producing countries: an empirical investigation. *Quantitative Finance*, Taylor & Francis, v. 16, n. 12, p. 1961–1968, 2016. Citado na página 21.

WHITE, L. J. Markets: The credit rating agencies. *Journal of Economic Perspectives*, v. 24, n. 2, p. 211–26, 2010. Citado na página 13.

ZAVGREN, C. V. Assessing the vulnerability to failure of american industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, Wiley Online Library, v. 12, n. 1, p. 19–45, 1985. Citado na página 16.