

**Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Ciências Sociais Aplicadas
Departamento de Ciências Administrativas
Programa de Pós-Graduação em Administração**

Ng Haig Wing

***Default para empresas brasileiras utilizando variáveis
macroeconômicas: um olhar sobre o *trade credit****

Recife, 2017

Ng Haig Wing

***Default para empresas brasileiras utilizando variáveis
macroeconômicas: um olhar sobre o trade credit***

Orientador: Dr. Marcos Roberto Gois de Oliveira

Dissertação de Mestrado apresentada
como requisito complementar para
obtenção do grau de Mestre em
Administração, área de concentração em
Estratégia, Finanças e Sustentabilidade
do Programa de Pós-Graduação em
Administração da Universidade Federal
de Pernambuco, PROPAD/UFPE.

Recife, 2017

Catálogo na Fonte
Bibliotecária Ângela de Fátima Correia Simões, CRB4-773

H149d

Haig Wing, NG

Default para empresas brasileiras utilizando variáveis macroeconômicas:
um olhar sobre o trade credit / NG Haig Wing. - 2017.

78 folhas: il. 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Roberto Gois de Oliveira.

Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade Federal de
Pernambuco. CCSA, 2017.

Inclui referência e anexos.

1. Falência. 2. Probabilidades. 3. Bolsa de valores. I. Oliveira, Marcos
Roberto Gois de (Orientador). II. Título.

658 CDD (22. ed.)

UFPE (CSA 2017 – 259)

NG HAIG WING

***DEFAULT PARA EMPRESAS BRASILEIRAS UTILIZANDO VARIÁVEIS
MACROECONÔMICAS: um olhar sobre o *trade credit****

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Administração.

Aprovada em: 15/02/2017.

BANCA EXAMINADORA

Profº. Dr. Marcos Roberto Gois de Oliveira (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Profº. Dr (a). Umbelina Lagioia
Universidade Federal de Pernambuco

Profº. Dr. André Melo
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Dedicatória

Dedico este trabalho a todas as empresas brasileiras, que lutam em um dos ambientes hostis à iniciativa privada do planeta, e mesmo assim prevalecem, geram emprego e renda.

Agradecimentos

A conclusão de mais uma etapa em nossa formação, só é possível com todos os degraus abaixo sedimentados, desta forma agradeço a todos os professores e mestres que tive o prazer e honra de ouvir.

A minha família, devo o respeito e os valores da educação, agradeço meus pais, meus irmãos e minha companheira de todas as batalhas Karyline Cabral, só nós sabemos o quanto realizar este trabalho foi difícil.

Gostaria de fazer uma menção especial aos colegas de trabalho, no escritório, e na faculdade, aos meus colegas, e gestores que seguraram a barra e me concederam tempo e condições para terminar essa etapa, não é fácil estar mestrando e trabalhar, quiçá trabalhar em dois lugares, não fosse pelo apoio, certamente não teria nem começado.

Agradeço em especial aos gestores das três empresas que são objeto desta pesquisa, que sem nenhum problema abriram as portas e suas empresas para que chegássemos a este resultado, por mais gestores como vocês, anônimos pela sua escolha neste trabalho, mas para sempre lembrados.

Em especial os membros da minha banca de avaliação, Professora Umbelina Lagioia e Professor André Melo, que tanto contribuíram no período de qualificação, com dados e experiência ao apontar caminhos mais apropriados para nossos objetivos.

Ao meu orientador, Dr Marcos Roberto Gois de Oliveira, que deu liberdade criativa e propôs fazer algo que pudesse ser relevante, algo que não só compartilho mas desejo levar para a vida, aliar o que fazemos com o que as empresas precisam.

Agradeço aos meus alunos, esse esforço é por vocês também. E finalmente a você leitor, tenha uma excelente experiência ao ler esse trabalho, fico sempre à disposição para melhorar o que fizemos e aprimorar se possível.

Epígrafe

“Existe o risco que você não pode jamais correr, e existe o risco que você não pode deixar de correr”.

Peter Drucker

Resumo

O *trade credit* como forma de financiamento das empresas constitui uma das principais fontes disponíveis, principalmente em momentos de restrição de crédito bancário ou falta de liquidez no sistema em meio às crises. As empresas utilizam o *trade credit* por vários motivos: estratégico, substitutivo de operações bancárias e complementar a operações bancárias, neste sentido, as empresas podem mediante uma análise de crédito robusta, mitigar os riscos de *defaults* perante seus clientes e reduzir o risco das operações. A presente dissertação visou identificar a probabilidade de risco de *default* associado ao uso e concessão do *trade credit*. Para a construção do modelo foram utilizados dados das principais empresas nacionais que comercializam seus papeis na Bolsa de Valores de São Paulo (BM&FBOVESPA). No segundo momento realizou-se um modelo exploratório com dados cadastrais de duas empresas a fim de implementar um modelo de previsão de insolvência do *trade credit* que estas empresas concedem aos seus clientes. Os resultados indicam que a liquidez e o uso do *trade credit* reduzem as chances de inadimplência, já o endividamento financeiro e giro do ativo atuam no sentido contrário. Os modelos para as pequenas e médias empresas apresentou percentual de acerto satisfatório, sendo possível verificar algumas variáveis explicativas como idade, limite de crédito, LN (FPM) e LN (arrecadação tributária) atuando de maneira significativa nas chances de inadimplência do *trade credit*.

Palavras Chave: *Trade credit*. Bovespa. *Default*. Logit. Regressão. Probabilidade. Insolvência. Falência.

Abstract

Trade credit is a way financing of enterprises it is one of the main sources available, particularly in times of bank credit restriction or lack of liquidity on the system in half as crises. Trade credit has been used by the companies for several reasons: strategic, replacement of banking operations and complement of banking operations, meaning in this, as companies can upon a robust credit analysis, mitigate risks of default before customers and collect risk operations. This work aim to identify the default associated risk probability use and the granting of trade credit. For the model construction were used data from major national companies who market their roles in the São Paulo stock exchange (BM&FBOVESPA). In the second moment an exploratory model with registration data of two companies was carried in order to implement a insolvency forecast model of trade credit. The results indicate that liquidity and the use of trade credit reduce the chances of default, since financial indebtedness and asset turnover work in the opposite direction. The models for small and medium-sized companies showed a satisfactory percentage, and it is possible to verify some explanatory variables such as age, credit limit, LN (government transfers to municipalities) and LN (tax collection), acting in a significant way in the chances of defaulting trade credit.

Keywords: Trade credit. Bovespa. Default. Logit. Regression. Probability. Insolvency prediction. bankruptcy.

Lista de Figuras

Figura 1 (1): Uso e Concessão de trade credit (1993)	16
Figura 2 (2): Fluxograma simplificado da avaliação de incerteza de medição usando a SMC	38
Figura 3 (2): Simulação de Monte Carlo	44
Figura 4 (2): Simulação de Monte Carlo	45
Figura 5 (2): Gráfico de sensibilidade – SMC.....	46
Figura 6 (2): Relação entre inadimplência e taxa selic - 2010-2015	49

Lista de Tabelas

Tabela 1 (2): Sumário do Modelo – Ensaio I	41
Tabela 2 (2): Teste Hosmer e Lemeshow – Ensaio I.....	41
Tabela 3 (2): Classificação do Modelo – Ensaio I.....	41
Tabela 4 (2): Variáveis do modelo I - Ensaio I	43
Tabela 5 (2) - Estatística descritiva - Ensaio I.....	44
Tabela 6 (2): Variáveis do Modelo Logit em painel	47
Tabela 7 (2): Teste de Hausman.....	47
Tabela 8 (3): Estatística descritiva da amostra – Distribuidora de Alimentos	61
Tabela 9 (3): Sumário do modelo – Distribuidora de Alimentos	62
Tabela 10 (3): Teste de Hosmer e Lemeshow – Distribuidora de Alimentos	63
Tabela 11 (3): Tabela de Classificação – Distribuidora de Alimentos.....	63
Tabela 12 (3): Variáveis do Modelo – Distribuidora de Alimentos	64
Tabela 13 (3): Estatística descritiva da amostra – Indústria.....	66
Tabela 14 (3): Sumário do modelo – Indústria.....	66
Tabela 15 (3): Teste de Hosmer e Lemeshow – Indústria.....	67
Tabela 16 (3): Tabela de classificação – Indústria	67
Tabela 17 (2): Variáveis do Modelo – Indústria.....	68
Tabela 18: Seleção inicial da amostra - Ensaio I.....	77

Lista de Quadros

Quadro 1 (2): Literatura brasileira sobre insolvência empresarial	27
Quadro 2 (2): Descrição das Variáveis dependentes e independentes	33
Quadro 3 (2): Hipóteses de pesquisa – cap. 2	39
Quadro 4 (3): Agrupamento teórico do Trade credit	54
Quadro 5 (3): Variáveis disponíveis no banco de dados das empresas	58
Quadro 6 (3): Hipóteses de pesquisa cap. 3	60

Lista de Siglas

ANTT	Agência Nacional de Transportes Terrestres
BACEN	Banco Central
BOVESPA	Bolsa De Valores De São Paulo
CNAE	Classificação Nacional de Atividades Econômicas
CNPJ	Cadastro Nacional de Pessoa Jurídica
CPF	Cadastro de Pessoa Física
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
FPM	Fundo de Participação dos Municípios
FUNDEF	Fundo de Manutenção e Desenvolvimento do Ensino Fundamental e de valorização do Magistério
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e estatística
IPEA	Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada
OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Económico
PIB	Produto Interno Bruto
SPC	Serviço de Proteção ao Crédito

Sumário

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Justificativa	19
1.2	Objetivos	21
1.2.1	Objetivo Geral	21
1.2.2	Objetivos Específicos	22
2	INFLUÊNCIA DO TRADE CREDIT E VARIÁVEIS MACROECONÔMICAS NO DEFAULT DAS EMPRESAS DE CAPITAL ABERTO	23
2.1	Introdução	23
2.2	Referencial teórico	25
2.2.1	Previsão de insolvência	25
2.2.2	Estudos anteriores – Modelos de insolvência no brasil	27
2.3	Procedimentos metodológicos	30
2.3.1	Variáveis e dados da pesquisa	30
2.3.2	Método estatístico – regressão logística	34
2.3.3	Método de simulação de Monte Carlo	36
2.3.4	Método estatístico – regressão logística em painel	38
2.3.5	Hipóteses de pesquisa e objetos de estudo	39
2.3.6	Procedimentos de coleta e técnicas de análise dos dados	39
2.4	Resultados	40
2.4.1	Modelo I: <i>logit</i>	40
2.4.2	Simulação de Monte Carlo	43
2.4.3	Modelo II: <i>logit</i> em painel	46
2.5	Considerações Finais	50
3	MODELO DE DEFAULT UTILIZANDO O TRADE CREDIT DE PEQUENAS EMPRESAS (COMÉRCIO E INDÚSTRIA)	52
3.1	Introdução	52
3.2	Referencial teórico	54
3.2.1	Revisão da literatura sobre <i>trade credit</i>	55
3.3	Procedimentos metodológicos	57
3.3.1	Variáveis e dados da pesquisa	57
3.3.2	Método estatístico	58
3.3.3	Hipóteses de pesquisa e objetos de estudo	59
3.3.4	Procedimentos de coleta e técnicas de análise dos dados	60
3.4	Estudo de Caso I: Distribuidora de Alimentos	60
3.4.1	Dados	60
3.4.2	Resultados	62
3.5	Estudo de Caso II: Indústria de Cimento	64
3.5.1	Dados	65
3.5.2	Resultados	66
3.6	Considerações Finais	69
	Referências	71
	Apêndice	77

1 INTRODUÇÃO

Ao longo dos mais de trinta anos de estudo do *trade credit*, várias são as hipóteses que tentam definir os motivos da oferta e demanda. De acordo com Seifert, Seifert e Protopappa-Sieke (2013), a oferta usualmente é explicada por seis motivos: acesso ao capital, posicionamento de mercado, elasticidade do preço, valor colateral, informação de crédito e investimento não recuperável; já para a demanda, existem três motivos: agrupamento de transações, restrição creditícia e controle de proteção.

O *trade credit* pode ser definido conforme Nilsen (2002) como “empréstimo de curto prazo concedido para um consumidor sobre uma compra de seu produto”. As decisões concernentes ao *trade credit* ocorrem em momentos distintos entre os fornecedores e consumidores. O fornecedor decide ofertar no momento da transação, para então o consumidor decidir se possui liquidez suficiente para pagar à vista ou postergar o pagamento. A este motivo define-se como transacional.

Segundo Ng, Smith e Smith (1999) existem duas formas básicas de *trade credit*. A forma mais simples, chamada de termos líquidos, especifica que o pagamento total será realizado após certo período, por exemplo, o autor cita “net 30”, onde o cliente teria 30 dias para realizar o pagamento, após 30 dias da data da fatura ele estaria em *default*. A forma mais complexa possui três elementos: período de desconto, percentual de desconto e a taxa efetiva de juros. No trabalho dos autores o que preponderou na amostra foi a forma complexa de pagamento “2/10, net 30”, que significa um desconto de 2% para pagamentos em até 10 dias, com período líquido encerrando no trigésimo dia, representando uma taxa de juros implícita de 43,9%.

O fato de o crédito comercial gerar um custo implícito deve-se tanto ao risco associado ao não recebimento da mercadoria ou serviço, quanto a eventuais dispêndios que a empresa terá ao transformar em liquidez os valores a receber, além do custo de oportunidade na manutenção de capital à disposição das contas a receber.

Cuñat (2007) afirma que as altas taxas de juros implícitas devem-se a um prêmio de seguro e um prêmio de *default*, pois sabem que se o cliente irromper em inadimplência eles terão que socorrê-los com sua própria liquidez.

Petersen e Rajan (1994) verificaram uma relação entre os custos implícitos do *trade credit*, na qual maiores taxas implícitas quase não afetavam o percentual de pagamentos

antecipados pelas empresas, o que traria menores custos. Os autores sugerem que ao utilizar o *trade credit* os gestores possivelmente não teriam acesso a outras fontes de capital.

Neste contexto o crédito comercial, ou *trade credit*, pode ser entendido como o meio de pagamento de uma transação real, ou o próprio ato de conceder um prazo de pagamento dado pelo fornecedor aos clientes (TSURUTA; UCHIDA, 2013).

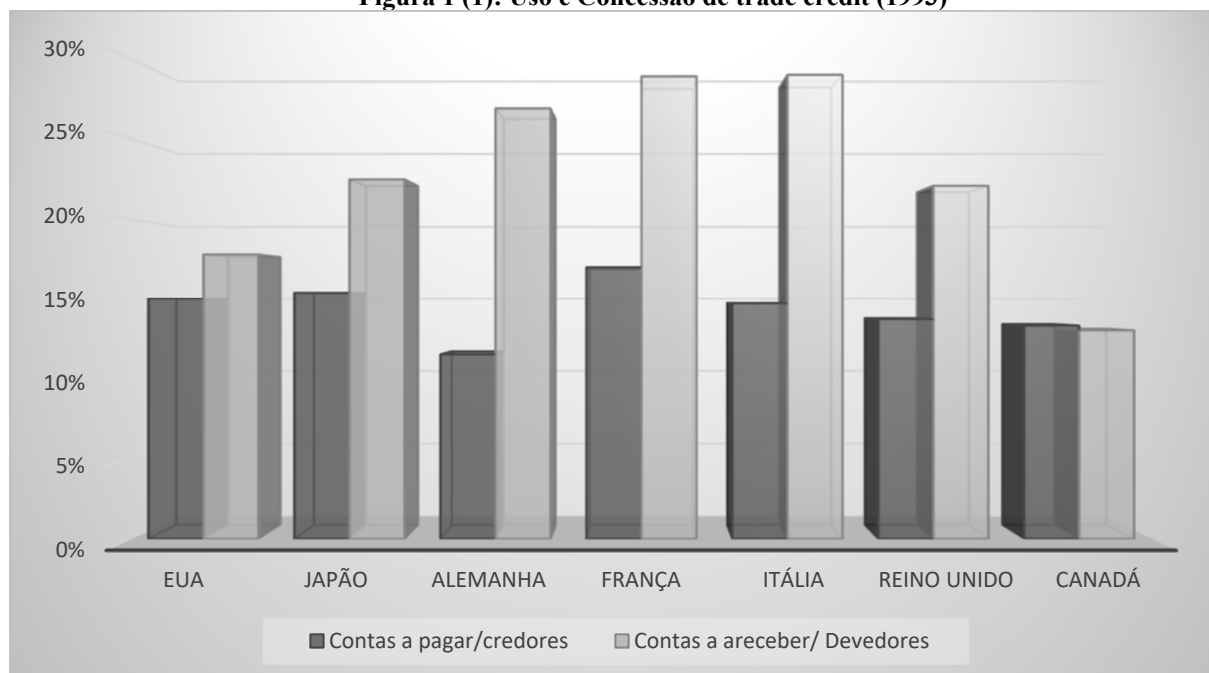
O administrador financeiro de uma empresa buscará maximizar a liquidez, porém os esforços de vendas normalmente são impulsionados pelos prazos de pagamento fornecidos aos clientes, salientando-se a necessidade de mensuração do risco desse crédito, dado que há chances de incumprimento por parte dos clientes.

Entre as vantagens de se ofertar o *trade credit*, Schwartz (1974) destaca as financeiras, como forma de crédito mais acessível, que existe para os vendedores no momento em que eles estendem o *trade credit* aos seus clientes. Carvalho e Schiozer (2015) citam que o crescimento da receita das empresas gera uma necessidade adicional de capital de giro, consequentemente as firmas demandam de seus fornecedores um aumento do financiamento de suas mercadorias.

Para se ter ideia da importância do *trade credit*, Boissay e Gropp (2007) destacam que representa a fonte mais importante de financiamento externo. Em seu estudo, os recebíveis representavam 25% do ativo total das médias empresas francesas e os valores a pagar cerca de 20% dos ativos totais aparecendo em todos os balanços, mesmo com a ressalva do alto custo com taxas de até 40% para os países da OCDE, representando metade dos passivos de curto prazo e cerca de um terço dos passivos totais.

As empresas espanholas García-Teruel e Martínez-Solano (2007), identificaram em 69,48% da sua amostra a concessão de *trade credit* e 52,82% de uso de *trade credit* para empresas médias analisadas. Para os demais países do mundo a importância do *trade credit* no ativo total também é considerável, porém heterogêneo, como ilustrado pela Figura 1 (1).

Figura 1 (1): Uso e Concessão de trade credit (1993)



Fonte: Adaptado de Rajan e Zingales (1993); O Autor (2017)

Analisando um panorama mais recente, Seifert, Seifert e Protopappa-Sieke (2013 *apud* WILSON; SUMMERS, 2002) e Tirole (2006) citam que nos EUA e Reino Unido, cerca de 80% das operações *businesses to businesses* são feitas via crédito. Para as grandes empresas americanas não financeiras, foi identificado o financiamento de cerca de 15% das suas operações com as contas a pagar.

No Brasil, Schiozer e Brando (2011) citam uma média de 8% em relação ao passivo total, que representa a utilização do *trade credit* pelas empresas de capital aberto em análise efetuada para o ano de 2006. No presente estudo, a média do uso de *trade crédito* foi de 44,18%, enquanto a concessão foi de 9,21%, ambos em relação ao ativo total, compreendendo um período de 1995 a 2015.

Existe uma vantagem mútua no *trade credit*: muitas empresas utilizam como último recurso de financiamento, já os fornecedores ao concederem *trade credit*, o fazem pela existência de vantagens comparativas em relação às instituições financeiras, fazendo com que o risco que não seria assumido pelos agentes financeiros tradicionais, possa ser aceito pelos fornecedores (PETERSEN; RAJAN, 1997). Desta forma viabilizam-se operações que não existiriam sem a presença do *trade credit*.

Os fornecedores ao concederem crédito aos seus clientes, demonstram conhecimento sobre o seu fluxo de caixa futuro, como comprovado por Goto, Xiao e Xu (2015). Pode-se inclusive utilizar o *trade credit* para prever os retornos de ações das empresas, esta relação foi ainda mais evidente nas empresas com menor capacidade de endividamento financeiro.

O *trade credit* na literatura está ramificada em três grandes grupos, como definem Schiozer e Brando (2011): instrumento estratégico, complemento de financiamento bancário e substituto de financiamento bancário. No primeiro motivo, estratégico, as empresas poderiam discriminar preços, fidelizar clientes, reduzir custos de transação e otimizar estoques. Para o complemento do financiamento bancário, o fornecedor teria vantagens na análise do fluxo de caixa e vantagens em caso de não pagamento, pois poderia reaver sua mercadoria. O terceiro motivo, de substituto do financiamento bancário, pressupõe o uso do *trade credit* para empresas que não tem acesso as vias tradicionais de crédito, e o utilizam para financiar suas atividades.

O presente trabalho buscará utilizar o *trade credit* para identificar se sua concessão ou uso influencia na probabilidade de inadimplência para grandes empresas listadas na Bolsa de Valores de São Paulo. Também será proposto um modelo baseado nos dados cadastrais dos clientes, para mensurar as chances de *default* para a concessão de *trade credit*, utilizando estudo de caso com o banco de dados de duas empresas.

O primeiro capítulo realiza a apresentação do problema de pesquisa, delimitando os objetivos gerais e específicos, bem como a justificativa teórica.

O segundo capítulo trata do modelo de previsão de *default*, centrado nas empresas que transacionam suas ações na Bolsa de Valores de São Paulo, sendo consideradas grandes empresas. As firmas maiores, segundo Meltzer (1960), têm acesso maior a fundos para sanar problemas de liquidez do que as firmas menores, também existe um efeito sistêmico na cadeia de fornecedores para as firmas menores. Para sua realização serão utilizados dados contábeis, macroeconômicos e referentes ao *trade credit* para a previsão da insolvência destas empresas.

No terceiro capítulo é proposto um modelo de previsão de insolvência, utilizando dados reais de empresas do setor industrial e comercial, apenas com os dados disponíveis aos gestores para a sua tomada de decisão. Para a sua realização foram utilizados dados dos cadastros de clientes com as informações das vendas e dos prazos que eram estabelecidos pelos gestores.

Para a realização do primeiro modelo foram coletadas variáveis contábeis e macroeconômicas, no período compreendido entre 1995 a 2015, onde foram selecionadas as empresas que neste período estiveram na posição de falência, concordatária ou em recuperação judicial, segundo o cadastro na comissão de valores imobiliários. Após definidas as empresas

que incorreram em *default*, foram coletados dados de empresas solventes com um ativo compatível e do mesmo setor. Os dados contábeis e de *trade credit* foram coletados através da base de dados da Economática® e inicialmente analisados em dois períodos antes do evento de *default*.

Utilizou-se como base o modelo desenvolvido por Brito e Assaf Neto (2008) no período de 1995 a 2015 em uma análise *cross section*, com a inclusão de variáveis macroeconômicas e que fazem alusão ao uso e concessão de *trade credit*. O modelo visa investigar a previsão de insolvência, verificando a importância do *trade credit* em momentos de oscilação macroeconômica.

No primeiro modelo, as variáveis: liquidez corrente e uso do *trade credit* (fornecedores) foram significativas e contribuíram com a redução das chances de *default*, já o giro do ativo e endividamento financeiro tiveram sinal positivo, com amplo destaque para o endividamento financeiro, que com acréscimos marginais nesse índice, aumentaram em 1.320 vezes as chances de inadimplência das empresas analisadas.

Para expandir a probabilidade de perda do primeiro modelo, foram realizadas simulações através do método de Monte Carlo, onde foi possível observar que o uso do *trade credit* era responsável por 3% da variação da probabilidade de insolvência.

Adicionalmente, analisou-se um painel de 30 empresas, no período de 2010 a 2015, visando identificar os componentes que tinham algum tipo de relação com a probabilidade de insolvência destas empresas ao longo do tempo e entre as empresas.

Os resultados do modelo *logit* em painel, indicaram que a liquidez corrente e uso de *trade credit* seguiram o mesmo sinal do modelo *logit cross section*, com uma ressalva para o sinal da taxa Selic, que demonstrou sinal contrário do esperado.

No segundo ensaio, foram realizados dois estudos de caso, avaliando a possibilidade de utilizar os dados cadastrais para prever a probabilidade de insolvência das empresas. Limite de crédito e LN (FPM) tiveram impacto positivo para o aumento das chances de inadimplência, para o modelo da distribuidora de alimentos, já as variáveis: idade, LN (arrecadação tributária) atuaram por reduzir as chances de inadimplência. Para o modelo realizado com a indústria, apenas o LN (FPM) teve impacto negativo nas chances de inadimplência, as demais variáveis tiveram impactos positivos, ou seja, aumentando as chances de *default* do *trade credit*.

Os resultados demonstram a importância do crédito comercial na dinâmica das empresas, podendo ser utilizado como meio de financiamento, reduzindo as chances de

inadimplência e também suscitando a necessidade da análise detalhada *ex-ante* a concessão dos prazos de pagamento aos clientes.

Na próxima seção, será discutida a justificativa do tema abordado nesta dissertação.

1.1 Justificativa

A capacidade de previsão de insolvência tem papel fundamental para otimização dos recursos e redução dos riscos, para Soares e Rebouças (2014, p. 42): “[...] diz-se, que uma empresa é insolvente quando o total de seu passivo é superior ao seu ativo, ou seja, quando ela não pode pagar todas as suas dívidas assumidas mesmo com a liquidez dos seus bens e direitos”.

Desde o surgimento dos estudos sobre insolvência, com Altman (1968), buscam-se técnicas que possam ser testadas e facilmente reproduzidas pelos gestores financeiros nos seus processos de tomada de decisão. O crédito comercial demonstra uma notável complexidade atuando simultaneamente como moeda de troca e fonte de financiamento, presente tanto no credor, como no mutuário.

Segundo Jackson e Wood (2013): “[...] a área da previsão de insolvência possui um importante significado econômico em termos do número de indivíduos e firmas afetadas, bem como as implicações para os investimentos e as decisões de empréstimo”.

Para Soares e Rebouças (2014), quando uma compra a prazo é realizada, a empresa que cede o produto expõe-se ao risco de não recebimento, de maneira similar a uma operação financeira, o que pode ser entendida como um risco de crédito.

Uma das vantagens elencadas em conceder crédito aos seus clientes é que as empresas podem utilizar seus recebíveis para alavancar suas operações, utilizando o *trade credit* como uma forma de garantia no sistema financeiro (BUKART; ELLINGSEN, 2004).

Muitas empresas ao enfrentarem choques de liquidez, promovem *defaults* voluntários nas suas obrigações com fornecedores, ao contrário do senso comum, as relações comerciais perduram mesmo após estes *defaults* (BOISSAY; GROPP, 2007).

Se as empresas promovem *defaults* voluntários em seus fornecedores, espera-se que isto seja um indicador de problemas de liquidez nas empresas. E se de fato puder ser constatado, o nível de *trade credit* poderia ser utilizado como indicador de insolvência para as empresas. As perguntas de pesquisa que se fazem são: Estaria no *trade credit* uma relação de causalidade com as chances de insolvência? Quais os fatores que podem causar um *default* no próprio ato de conceder o *trade credit*?

Cabe também levantar a discussão acerca da política comercial que as empresas de pequeno porte utilizam em relação ao *trade credit* que é concedido aos seus clientes. Os problemas de liquidez são refletidos de maneira heterogênea entre as empresas de pequeno e grande porte (BOISSAY; GROPP, 2007). O trabalho buscará dar contribuições para o processo de tomada de decisão de empresas, ao propor um modelo teórico ao alcance das micro e pequenas empresas para concessão de *trade credit*.

Nilsen (2002) destaca que o efeito de uma política monetária restritiva é diferente entre as pequenas e grandes empresas. As primeiras sofrem redução no crescimento dos empréstimos, enquanto as segundas aumentam seus empréstimos bancários. Schiozer e Brando (2011) citam que nestes períodos as empresas demandariam mais *trade credit* dos seus fornecedores.

O que se questiona é se os fornecedores, ao concederem o crédito comercial, reduziram suas chances de inadimplência ao obterem, além do lucro operacional gerado com a transação, o excedente ganho pelo prêmio do risco assumido. Quais seriam os efeitos do uso do *trade credit* pelas empresas, estariam elas mais propensas à falência ao se depararem com taxas implícitas de até 44,6%¹ a.a.?

A maior parte dos estudos que analisam a relação do *trade credit* com fonte de financiamento, focam segundo Tsuruta e Uchida (2013) no seu papel como financiador, quando posterga o pagamento de uma transação por meio de prazos de pagamento e não levam em consideração seu papel como meio de pagamento, que existe apenas quando há uma transação real subjacente entre o comprador e o fornecedor.

O motivo transacional, segundo Tsuruta (2015), serve às empresas para concentrar seus pagamentos em determinados dias, utilizando o financiamento de fornecedores, também para reduzir custos de estoques em firmas que enfrentam grandes sazonalidades.

As pesquisas sobre o tema, segundo Schiozer e Brando (2011), têm se preocupado em provar a substituíbilidade do *trade credit* em relação ao crédito tradicional (SCHIOZER; BRANDO, 2011; CUNÃT, 2007; FABBRI; MENICHINI, 2010; FISMAN; LOVE, 2003; MELTZER, 1960; PETERSEN; RAJAN, 1997), o uso estratégico do *trade credit* (BUKART; ELLINGSEN, 2004; BIAIS; GOLLIER, 1997; ALPHONSE *et al.*, 2004; MIAN; SMITH, 1992) e complemento do crédito bancário (PETERSEN; RAJAN, 1997; BIAIS; GOLLIER, 1997; BUKART; ELLINGSEN, 2004).

Existe uma carência na literatura e detectou-se neste estudo que pouco se tem abordado sobre os efeitos do crédito comercial sobre o *default* das empresas, a despeito do trabalho de

¹ Para operações tipo 10-2-30, ou seja 2% de desconto se pagos em até dez dias, vide Petersen e Rajan (1994).

Boissay e Gropp (2007), realizado com empresas francesas. Este estudo visa contribuir com a literatura, ampliando a discussão sobre o uso do *trade credit*, com o objetivo de captar as informações contidas nessa variável para a previsão de insolvência de empresas listadas na Bolsa de Valores, bem como avaliar um modelo de pequenas empresas. Espera-se encontrar uma relação negativa do uso de *trade credit*, e positiva com a concessão de *trade credit*, na probabilidade de *default* amparados nos achados dos autores.

Nilsen (2002) investigou o uso do *trade credit* utilizando metodologia Var (*vector auto regressive*) irrestrita, analisando dois sistemas com grandes e pequenas empresas, com a inclusão das seguintes variáveis macroeconômicas: PIB, nível de preços, indicador da política monetária (*spread* entre a taxa do FED e a *long term tresasury bond rate*) e outros agregados monetários como M2. O autor destaca que as pequenas empresas aumentam seu *trade credit* como substituto, indicando forte demanda por empréstimo e reforçando a teoria de que o *trade credit* seria um canal de empréstimos bancários. Por este motivo, serão incluídas na análise as variáveis macroeconômicas.

1.2 Objetivos

Para responder as questões de estudo, serão pontuados objetivos gerais e específicos que irão nortear a influência de diversas variáveis na probabilidade de inadimplemento pelos clientes de empresas não financeiras.

Espera-se que com a resolução do modelo geral, com os dados mais acessíveis das grandes empresas e dos modelos aplicados, que as questões levantadas sejam respondidas por meio desta dissertação.

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é analisar a previsão de insolvência, mensurando o *default* associado ao *trade credit* em modelos distintos para grandes e pequenas empresas. Verificando assim se esta variável pode ser utilizada para a análise de crédito de grandes empresas, na melhoria de modelos de previsão de insolvência e se é possível buscar modelagens aplicáveis a concessão de *trade credit* para pequenas empresas.

Para alcançar o objetivo geral, serão desenvolvidos os objetivos específicos conforme seguem na próxima subseção.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Desenvolver um modelo de previsão de insolvência utilizando variáveis contábeis, de uso e concessão de *trade credit* e variáveis macroeconômicas, de empresas que participavam da Bolsa de valores de São Paulo – BM&F BOVESPA, no período compreendido entre 1995 e 2015;
- Realizar através da Simulação de Monte Carlo a função de distribuição de probabilidade associada à probabilidade de insolvência utilizando o modelo determinístico da previsão de *default* das grandes empresas;
- Verificar a influência das variáveis macroeconômicas, e entre setores econômicos na probabilidade de *default*, para pequenas empresas;
- Desenvolver um modelo de previsão de *default* de *trade credit* para pequenas empresas com dados obtidos junto a duas empresas de pequeno porte localizadas na região Nordeste, com o cadastro de clientes destas empresas, apenas com as informações disponíveis.

2 INFLUÊNCIA DO *TRADE CREDIT* E VARIÁVEIS MACROECONÔMICAS NO *DEFAULT* DAS EMPRESAS DE CAPITAL ABERTO

O segundo capítulo apresenta dois modelos de previsão de insolvência. O primeiro modelo foi construído para a previsão *default* de empresas listadas na Bolsa de Valores de São Paulo, baseado no modelo desenvolvido por Brito e Assaf Neto (2008), com dados em corte transversal, com a inclusão de variáveis exógenas e uso e concessão de *trade credit*.

O segundo modelo foi realizado através da regressão logística dos dados em painel, contendo as variáveis contábeis, macroeconômicas e de uso e concessão de *trade credit* para a avaliação do impacto que cada variável possa ter tido sobre a inadimplência da empresa. Em seguida foi realizada através da Simulação de Monte Carlo a previsão da probabilidade de perdas associadas ao primeiro modelo (*cross section*).

Também neste capítulo é realizada uma revisão da literatura que dá suporte aos modelos de previsão de insolvência e de riscos.

2.1 Introdução

A utilização da previsão de insolvência pelos gestores, segundo Soares e Rebouças (2014) pode ser usada para a tomada de decisões futuras de suas empresas, pois o processo de deterioração se dá de maneira progressiva e a sua antecipação pode reduzir o risco de crédito.

Para Brito e Assaf Neto (2008): “[...] Os modelos de previsão de insolvência são aqueles que têm por objetivo principal medir a probabilidade de uma empresa incorrer em um evento de *default* ao longo de um certo período de tempo”.

Uma pergunta se eleva neste sentido: o *trade credit* seria um fator preponderante na probabilidade de a empresa entrar em estado de *default*? O uso indiscriminado do crédito a um custo superior ao de mercado, ou mesmo a concessão maior do que os riscos assumidos, poderiam elevar as chances da empresa a descumprir suas obrigações?

Em momentos de restrição creditícia, o uso estratégico dos recursos torna-se uma importante ferramenta gerencial para as empresas financeiras e não financeiras, inicialmente discutido por Altman (1968), em seu trabalho seminal, destaca as vantagens da previsão de insolvência, como importante técnica de investimentos indesejáveis. O autor destacava que a

previsão garantiria ao fornecedor de crédito, a capacidade de antecipar resultados negativos com o uso das técnicas.

A fonte de liquidez, segundo Schwartz (1974), sugere que o *trade credit* irá fluir predominantemente de firmas com maior acesso ao mercado de capitais para firmas com maior uso produtivo e menos acesso ao mercado de capitais. O uso de *trade credit* é maior em mercados menos desenvolvidos. Segundo Bukart e Ellingsen (2004), os fornecedores têm um papel fundamental nas transações de *trade credit*, pois não apenas vendem seus produtos, mas estendem grande quantidade de crédito.

Boissay e Gropp (2007) encontraram evidências da existência de uma cadeia de *default* de *trade credit*: As empresas que enfrentam *defaults* de seus clientes, são mais propensas a entrar também em *default* com seus fornecedores. Os autores sugerem que os choques de liquidez são repassados cadeia acima até atingirem as maiores empresas que têm mais acesso aos mercados de capital.

Nilsen (2002) encontrou evidências de que a variável “contas a pagar/vendas” (AP/Sales) apresentam-se positivas na contração monetária e negativa em outros momentos. O autor destaca que as empresas pequenas demoram para pagar seus *trade credits*, desta forma demonstram estar mais influenciadas a se financiar via *trade credit* do que as grandes empresas.

Bukart e Ellingsen (2004) afirmam que a disponibilidade de *trade credit* aumenta a propensão aos bancos de emprestarem às empresas, os mesmos poderiam servir de colateral para amparar algumas operações de crédito. O *trade credit* para empresas com capacidade de endividamento torna-se um substituto para o crédito bancário. Os autores ainda argumentam que o *trade credit* perde sua vantagem em países em que existe maior proteção jurídica aos credores, pois torna-se mais difícil o *default* voluntário para o autofinanciamento, para tal cita os achados de Demirgtiu-Kunt e Vojislav Maksimovic (2001).

As empresas utilizam o *trade credit* como modalidade de financiamento, sobretudo quando iniciam suas atividades e em momentos de falta de liquidez, normalmente quando já não possuem mais crédito bancário recorrem aos seus fornecedores a fim de financiar a atividade econômica.

Os resultados do presente estudo apontam uma relação negativa entre o uso do *trade credit* e a probabilidade de *default* das empresas estudadas, embora o impacto maior tenha sido da liquidez corrente, como fator mais preponderante à redução das chances de *default*.

O uso do *trade credit* apesar de trazer um alto custo de oportunidade às empresas, com taxas de juros implícitas de mais de 40%² ao ano, reduz a chance de ocorrência do *default*. Embora inesperado, tais resultados corroboram com a hipótese de que o *trade credit* seria um substituto bancário, onde ambos os fornecedores e clientes se beneficiariam (SCHIOZER; BRANDO, 2011).

A próxima seção introduzirá o referencial teórico com as principais contribuições da literatura sobre análise de insolvência.

2.2 Referencial teórico

Nesta seção serão discutidos os trabalhos anteriores que serviram de base metodológica para o desenvolvimento dos modelos abordados no primeiro ensaio. As próximas sessões abordarão o tema previsão de insolvência e os modelos que foram realizados no Brasil.

2.2.1 Previsão de Insolvência

Balcaen e Oogue (2006) destacam que, ao longo dos últimos 35 anos, o tema previsão de falências teve um importante destaque dentro das finanças corporativas, desde o surgimento das técnicas univariadas com Beaver (1966), modelos multivariados discriminantes, com destaque para Altman (1968) e posteriormente os modelos *Probit*, com Zmijesky (1984) e *Logit* (OHLSON, 1980), com probabilidade linear e índices de risco.

Para se ter ideia da relevância do tema, Pereira e Martins (2015) em seu estudo sobre previsão de insolvência, analisaram 227 artigos sobre previsão de insolvência, destacando 48 artigos nacionais e 179 internacionais, compreendendo o período de 1930 a 2015. Os autores destacaram que a maior parte dos estudos realizados no Brasil selecionou grandes empresas de varejo, industriais e bancos. Os métodos mais utilizados são, respectivamente: análise discriminante linear, análise *logit*, análise *probit* e Redes neurais.

Segundo Ferreira (2005), a seleção de crédito de uma empresa irá determinar a concessão ou não do valor pleiteado, além dos limites quantitativos, em geral o crédito está associado aos seguintes quesitos: Caráter; Capacidade; Capital; Colateral e Condições.

Para Orgler (1970), as perdas causadas pelos empréstimos estão relacionadas à falta de atenção nos padrões de crédito ou análise inadequada. O autor salienta que metodologias como

² Considerando 2% de desconto para pagamentos em até 10 dias, e após o período de 30 dias valores de tabela (Schiozer e Brando, 2011).

a do *credit scoring* seriam difíceis de serem replicadas para empréstimos comerciais, os demandantes de crédito comercial seriam de populações mais heterogêneas e menos padronizadas, o que causaria um problema na coleta e análise dos dados, com peculiaridades nos termos do crédito apresentadas pelo crédito comercial e falta de dados confiáveis para as empresas menores e as que causam *default*.

Para se ter ideia as pequenas empresas ou com menor relação com o agente financeiro costumam se financiar mais via *trade credit* e os bancos costumam emprestar menos recursos pela forte presença da assimetria de informações (TSURUTA, 2015).

As variáveis macroeconômicas afetam as chances de *default* das empresas, conforme observa Hunter e Isachenkova (2006), em seu estudo com empresas inglesas, mudanças não antecipadas nas taxas de juros nominais afetaram as falências das grandes empresas, antes da recessão ocorrida nos anos 90, os autores destacam que as mudanças não previstas nas variáveis macroeconômicas não são diretamente observáveis.

Momentos de expansão econômica vividas nos países tendem a aumentar a oferta e demanda de *trade credit*, segundo Cuevas, Palacín-Sánchez e Di Pietro (2016), pôde-se observar nos ciclos da economia espanhola, os autores destacam que é conveniente estudar os efeitos das crises na oferta e demanda do *trade credit*, principalmente das pequenas e médias empresas. A variável independente macroeconômica utilizada pelos autores foi a variação do PIB, definida pela taxa de crescimento do produto interno bruto, tendo impacto positivo e significativo no crescimento e aumento da oferta de crédito comercial.

As decisões que os gestores financeiros terão de tomar ao analisar o crédito passarão pela avaliação do risco que cada cliente terá de não cumprimento da obrigação. Dentre as denominações de risco existentes, utilizaremos o conceito abordado por Gitman (2009, p. 203): “[...] Em termos mais formais, risco é usado de forma intercambiável com incerteza em referência a variabilidade dos retornos associados a um determinado ativo”.

O risco de crédito, segundo Brito e Assaf Neto (2008) compreendem o risco de *default*, de exposição e recuperação conforme segue:

[...] O risco de *default* está associado à probabilidade de ocorrer um evento de *default* com o tomador em um certo período de tempo, o risco de exposição decorre da incerteza em relação ao valor do crédito no momento do *default*, enquanto o risco de recuperação se refere à incerteza quanto ao valor que pode ser recuperado pelo credor no caso de um *default* do tomador (BRITO; ASSAF NETO, 2008).

Em 1968, em seu artigo sobre análise discriminante para previsão de insolvência de empresas, Altman (1968) propôs um modelo de análise discriminante, com uma amostra de

empresas manufatureiras, o autor destaca a importância dos indicadores de liquidez, rentabilidade e lucratividade para a previsão de insolvência das empresas. Altman utilizou em sua amostra sessenta e seis empresas, fazendo o pareamento pelo tamanho do ativo, e utilizando empresas com ativo de até 25 milhões de dólares, o autor utilizou para seu estudo as informações financeiras do período anterior à falência.

Segundo Kanitz (1974), mesmo antes das empresas incorrerem em situações de inadimplemento, elas podem evidenciar através dos seus demonstrativos contábeis indicativos de insolvência. Neste sentido o autor demonstrou em seu artigo a construção do famoso termômetro de Kanitz, pelo qual através da análise dos indicadores financeiros provenientes do balanço das empresas era possível diagnosticar a priori se a mesma estaria propensa a entrar em estado de insolvência.

Altman (1968) cita as vantagens da análise discriminante múltipla, usada para classificar as observações de um grupo definido a partir de suas características, e possui utilidade na classificação e predição, entre as principais características levantadas pelo autor, estão a redução do custo da investigação dos pedidos de crédito, menor tempo e esforço para a análise.

Os modelos de análise de insolvência são de fácil aplicação, porém os parâmetros constituídos por determinada amostra tende a se defasar, mesmo que tenha se utilizado um modelo robusto, a capacidade preditiva destes modelos tende a perder a eficácia ao longo do tempo, devendo ser constantemente atualizadas segundo Virgilito e Fama (2008).

Na próxima seção serão descritas as principais contribuições recentes para a literatura de insolvência de empresas brasileiras.

2.2.2 Estudos anteriores – Modelos de Insolvência no Brasil

No Brasil, predominam na literatura a utilização da análise discriminante e análise *logit*, conforme verifica-se em Scalzer, Rodrigues e Silva Macedo (2015) em seu artigo sobre a insolvência de empresas do setor elétrico, conforme verifica-se no Quadro 1 (2).

Quadro 1 (2): Literatura brasileira sobre insolvência empresarial

Referência Bibliográfica	Amostra utilizada	Técnica Utilizada
Sanvicente e Minardi (1998)	92 empresas com ações na Bovespa entre 1986 e 1998	Análise discriminante
Mário (2002)	Empresas Mineiras com falência decretada junto às Varas de Falências e Concordatas de Belo Horizonte, Betim e Contagem	Análise discriminante

Referência Bibliográfica	Amostra utilizada	Técnica Utilizada
Martins (2003)	Empresas concordatárias com capital aberto entre o período de 1990 e 2000	Modelo de Cox (1972)
Castro Júnior (2003)	Empresas não financeiras de capital aberto com dados de balanço entre 1996 e 2002	Análise discriminante, regressão logística e redes neurais
Brito e Assaf Neto (2008)	66 empresas de capital aberto entre 1995 e 2006, sendo 33 empresas em <i>default</i>	Análise Logit
Virgilitto e Fama (2008)	114 empresas da base de dados do SERASA entre os anos de 1995 a 1998	Análise Logit
Guimarães e Moreira (2002)	116 empresas de 17 setores diferentes, no período de 1994 a 2003 coletados do banco de dados do SABE (Sistema de Análise de Balanços de Empresas) do IBMEC.	Análise discriminante
Nascimento, Pereira e Hoeltgebaum (2011)	Empresas do setor aéreo: GOL SA e TAM AS	Análise discriminante
Carneiro (2011)	11 concessionárias de transporte com dados financeiros de 2006 a 2009, sendo retirados dos relatórios disponíveis na ANTT (Agência Nacional de Transportes Terrestres)	Análise discriminante
Silva <i>et al.</i> (2012)	13 empresas que decretaram falência entre 1997 e 2003 no mercado brasileiro	Análise discriminante
Barros (2013)	782, 752, 721, 763 operadoras de planos de saúde respectivamente para os anos de 2009, 2010, 2011 e 2012. Os dados foram coletados das informações financeiras disponíveis no site da ANS (Agência Nacional de Saúde)	Análise discriminante

Fonte: Adaptado de Scalzer, Rodrigues e Silva Macedo (2015 p. 34)

Sanvicente e Minardi (1998) utilizaram análise discriminante para estudar insolvência, os autores encontraram evidências de que os indicadores de liquidez adicionam maior poder explicativo para a previsão de concordatas. Neste artigo, os autores ainda destacam que a medida que se afasta do período do evento, menor o poder explicativo do modelo.

Mário (2002) ao estudar empresas localizadas em Betim, Belo Horizonte e Contagem em Minas Gerais, construíram um modelo de *credit scoring* através da análise discriminante, de maneira satisfatória. Os autores detectaram que algumas empresas, mesmo após estarem em posição concordatária, conseguiram transpor essa situação e dar continuidade as atividades.

Martins (2003) utilizou o modelo de Cox (1972) para a previsão de insolvência de companhias abertas brasileiras, destacando a vantagem em relação aos modelos *logit*, *tobit* e discriminante pela previsão do tempo de insolvência das empresas. Os autores sugerem que os

relatórios contábeis que as empresas de capital aberto enviam a Comissão de Valores Mobiliários (CVM), podem ser usados para a previsão de insolvência.

Castro Junior (2003) compararam modelos de previsão de insolvência, utilizando técnicas de análise discriminante linear, regressão logística e redes neurais para verificar a melhor acurácia dentre elas. O estudo foi composto por 40 empresas não financeiras de capital aberto no Brasil, entre os anos de 1996 a 2002, classificadas *a priori* como solventes e insolventes segundo os critérios da legislação brasileira. Os autores verificaram, conforme esperado, que os modelos de redes neurais conferem melhores resultados seguidos pela regressão logística e análise discriminante.

Brito e Assaf Neto (2008) desenvolveram um modelo de classificação de risco de crédito para grandes empresas que atuam no Brasil, visando a previsão de eventos *default* com os índices econômicos financeiros das empresas. Foi utilizada a regressão logística, com 88,3% das classificações realizadas corretamente, com as variáveis: lucro retido sobre ativo, endividamento financeiro, capital de giro líquido e saldo de tesouraria sobre as vendas no modelo final.

Os autores Virgilitto e Fama (2008) realizaram um modelo constituído por quatro funções discriminantes, abrangendo um período de 1995 a 1998, com empresas brasileiras. Os autores utilizaram dados fornecidos pela SERASA, com balanços de 57 empresas e 20 índices econômicos como variáveis. A técnica estatística utilizada foi a regressão logística, pela qual os autores reforçam a necessidade de atualização constante das funções discriminantes, em virtude da sua perda de poder preditivo ao longo do tempo.

Guimarães e Moreira (2002) utilizaram indicadores contábeis para a análise de previsão de insolvência de 116 empresas de capital aberto em 17 setores, no período de 1994 a 2003, através de análise discriminante. Os dados foram obtidos através do sistema de análise de balanços (SABE) do Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais (IBMEC). O modelo apresentou índice de acerto de 88,6% e foram verificados poder preditivo dos indicadores relativos a estruturas de ativos, estrutura de capitais, geração de caixa e montante de recursos próprios disponível.

Nascimento, Pereira e Hoeltgebaum (2011) analisaram a aplicação de modelos de previsão de insolvência para empresas aéreas brasileiras Tam Linhas aéreas S/A e Gol linhas aéreas inteligentes S/A no período de 2004 e 2008. Foram utilizados os modelos de Elizabetsky (1976), Kanitz (1978), Matias (1976), Altman, Baidya e Dias (1979) e Silva (1982). Os autores concluem que a empresa Gol apresenta situação econômico-financeira mais favorável que a

Tam, embora ambas tenham apresentado desempenho desfavorável em 2008, ao que os autores atribuíram a crise internacional.

Carneiro (2011) efetuou uma análise de previsão de insolvência de empresas ferroviárias brasileiras. Foi elaborado um questionário contendo os principais indicadores econômicos financeiros que seriam preponderantes para a avaliação da saúde financeira segundo especialistas, em seguida realizando modelo de previsão de insolvência com os mesmos. Foram utilizados dados de 2006 a 2009 provenientes de relatórios apresentados por onze concessionárias à ANTT.

Silva *et al.* (2012) verificaram a capacidade preditiva de alguns modelos de insolvência, com uma amostra de 13 empresas que decretaram falência entre os anos de 1997 a 2003. Os autores destacam que a maior parte dos modelos apresentou boa capacidade preditiva, com o modelo de Kanitz (1978) com menor capacidade preditiva e Altman (1968) contendo a melhor capacidade preditiva com 100% de acertos.

Barros (2013) avaliou a eficácia dos modelos brasileiros de previsão de insolvência dos operadores de planos de saúde, que tiveram falência presumida ou declarada no período de 2009 a 2012. A autora utilizou os modelos de Elizabetsky (1976), Matias (1968), Kanitz (1978), Altman, Baidya e Dias (1979), Sanvicente e Minardi (1998) e Guimarães e Alves (2009). Os achados indicaram que os modelos de Matias (1978), Altman, Baidya e Dias (1979) apresentaram eficácia na previsão de insolvência.

Nota-se que grande parte dos estudos nacionais realizados abordam sistematicamente as variáveis contábeis e financeiras, sem, contudo, analisar possíveis impactos macroeconômicos na previsão de insolvência, gerando um *gap* na literatura que este trabalho pretende contribuir.

2.3 Procedimentos metodológicos

2.3.1 Variáveis e Dados da Pesquisa

A realização da análise utilizou dados secundários provenientes da Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa), compreendidos entre os anos de 1995 e 2015. Foram coletadas inicialmente informações contábeis de 44 empresas. Esta seleção se deu inicialmente, pela localização das empresas que neste período estavam em posição no cadastro da comissão de valores imobiliários insolventes.

Foram selecionadas 22 empresas nesta situação no período, sendo pareadas outras 22 empresas solventes para compor a amostra, com dados de dois anos antes do evento *default*.

O critério da seleção das empresas solventes se deu pela metodologia proposta por Brito e Assaf Neto (2008), pelo qual foi selecionado para cada empresa insolvente, uma empresa solvente de ativo semelhante e do mesmo setor de atuação, cujo exercício contábil utilizado foi de um ano antes do evento *default*, para este pareamento.

Para a determinação das empresas insolventes, foi utilizado o cadastro das empresas disponível na comissão de valores imobiliários (CVM), das empresas falidas ou em recuperação judicial, bem como o boletim diário de informações (BDI) da Bovespa, referente às empresas que negociavam seus ativos na posição de concordatárias. Este critério foi utilizado com base no estudo de Brito e Assaf Neto (2008). A Tabela 18 demonstra as empresas que consistiam na amostra inicial do estudo, bem como as empresas solventes para o pareamento.

Em relação as variáveis de *trade credit*, foram consideradas para o uso do *trade credit* duas formas distintas, a primeira escolha baseada na metodologia de Dai e Yang (2015) obtida pela divisão entre contas a pagar, notas a pagar e adiantamento de clientes pelo ativo total, sendo simplificada pela disponibilidade de dados pela divisão entre a conta fornecedores pelo ativo total, como observa-se na equação (1). Para o primeiro modelo foi utilizada a variável fornecedores individualmente.

$$Uso (trade credit) = \frac{Fornecedores}{Ativo total} \quad (1)$$

A concessão de *trade credit*, pouco explorada pela literatura, pela sua complexidade e habitual falta de dados, que em primeira ordem denota a demanda de *trade credit*, por sua vez foi obtida pela divisão entre as contas a receber de curto e longo prazo pelo ativo total, como ressalva Cuevas, Palacín-Sánchez e Di Pietro (2016) normalmente é utilizado o quociente entre a conta clientes pelo ativo total. No presente trabalho, pela disponibilidade dos dados foi assumida a *proxie* como segue na equação (2) a seguir:

$$Concessão (Trade credit) = \frac{(Contas a receber CP + Contas a receber LP)}{Ativo total} \quad (2)$$

As variáveis macroeconômicas foram obtidas através do site do Banco Central (BACEN) no sistema de séries temporais, referente ao período das informações contábeis. Cabe uma análise das variáveis macroeconômicas, pois Cuevas, Palacín-Sánchez e Di Pietro (2016)³,

³ Os autores apenas abordaram a variável taxa de crescimento do PIB

em seu estudo sobre os efeitos dos ciclos econômicos sobre o *trade credit*, durante os ciclos econômicos são afetados tanto o uso como a concessão do *trade credit*.

Ahmed *et al.* (2014), em sua análise dos determinantes dos *trade credits* para o Paquistão, testaram as hipóteses de que existe uma relação positiva e significativa entre o crescimento do produto interno bruto e a oferta e demanda de *trade credit*. Os autores detectaram que com o avanço do produto interno bruto, as firmas não financeiras aumentaram a prática do *trade credit*. Os dados foram avaliados num período de sete anos, que abrangeram o período de 2005 a 2011, observando entre os efeitos das variáveis específicas e macroeconômicas em relação ao *trade credit*.

Neste estudo exploratório, foram consideradas as seguintes variáveis macroeconômicas, a fim de verificar possíveis impactos no *trade credit*:

- Índice de preços representado pelo IPCA obtido no banco central
- Produto Interno bruto (PIB) setorial – Variação acumulada – referente a dezembro de cada ano. Fonte: Contas nacionais trimestrais obtidas no IBGE
 - o Indústria de transformação
 - o Produção e distribuição de eletricidade
 - o Construção
 - o Serviços de transformação
 - o Intermediação financeira e seguros
 - o Atividades imobiliárias
 - o Outros serviços
- Taxa de câmbio livre – Dólar americano – compra. Dados obtidos no Bacen
 - o Assumindo os valores da taxa de câmbio quando a empresa efetuasse exportação⁴ e valor 0, caso contrário.
- Taxa básica de juros – Selic anualizada base 252 dias. Dados obtidos no Bacen

Para a taxa Selic, cabe a ressalva que a mesma teve variação ao longo do tempo, mas não em relação a cada empresa, o modelo buscou captar a relação que as empresas poderiam ter com as mudanças na taxa básica de juros.

A variáveis dependentes e as independentes serão descritas no Quadro 2 (2) a seguir, com as variáveis independentes aplicadas do modelo de Brito e Assaf neto (2008). Optou-se pela abordagem deste modelo pelo melhor detalhamento metodológico apresentado na seleção e tratamento estatístico para a previsão de insolvência.

⁴ Consulta realizada no catálogo dos exportadores brasileiros através do site <http://www.brazil4export.com>.

As variáveis macroeconômicas, uso e concessão de *trade credit* pelo reduzido número de observações, serão testadas as correlações evitando o uso de variáveis com relações espúrias com a variável dependente e do problema decorrente da perda de graus de liberdade que o número excessivo de variáveis acarretaria no modelo.

Quadro 2 (2): Descrição das Variáveis dependentes e independentes

Tipo de Variável	Nome da variável	Descrição	Fonte
Variável dependente	<i>Default</i>	Variável <i>Dummy</i> representada pelo valor 1 caso a empresa tenha tido no período situação de falência, concordata ou recuperação judicial e 0, caso contrário	Brito e Assaf Neto (2008)
Variáveis independentes	Liquidez geral	Obtida através da razão entre a soma do ativo circulante com o ativo realizável a longo prazo pela soma do passivo circulante com o passivo exigível a longo prazo	Brito e Assaf Neto (2008)
	Liquidez corrente	Ativo circulante dividido pelo passivo circulante	Brito e Assaf Neto (2008)
	Retorno sobre o Patrimônio Líquido	Obtido através da razão entre o lucro líquido e o patrimônio líquido da empresa no período t-1	Brito e Assaf Neto (2008)
	Retorno sobre as vendas	Cociente entre o lucro líquido e as vendas líquidas	Brito e Assaf Neto (2008)
	Giro do ativo	Cociente entre as vendas líquidas e o ativo total	Brito e Assaf Neto (2008)
	Margem operacional	Lucro antes dos juros e imposto de renda (EBIT) sobre as vendas líquidas	Brito e Assaf Neto (2008)
	Imobilização do patrimônio líquido	Ativo permanente sobre o patrimônio líquido	Brito e Assaf Neto (2008)
	Estoques sobre ativo	Estoques sobre o ativo total	Brito e Assaf Neto (2008)
	Necessidade de capital de giro	Ativo circulante operacional menos o passivo circulante sobre o ativo total	Brito e Assaf Neto (2008)
	Saldo de tesouraria sobre vendas	Ativo circulante financeiro menos o passivo circulante financeiro sobre as vendas líquidas	Brito e Assaf Neto (2008)

Tipo de Variável	Nome da variável	Descrição	Fonte
Variáveis independentes	Fluxo de caixa operacional sobre ativo	Fluxo de caixa operacional sobre o ativo total	Brito e Assaf Neto (2008)
	Uso de <i>Trade credit</i> ⁵	Como proxie foi utilizado a variável saldo de fornecedores	Wing, N. H. (2017)
	Uso de <i>Trade credit</i> ⁶	Cociente entre a conta Fornecedores e o ativo total.	Wing, N. H. (2017)
	Concessão de <i>Trade credit</i>	Contas a receber de curto prazo e de longo prazo divididos pelo ativo total	Wing, N. H. (2017)
	Dummie anos anteriores	Dummies anuais para verificar o efeito temporal	Wing, N. H. (2017)
	PIB	Produto interno bruto setorial	Wing, N. H. (2017)
	Taxa de Juros	Taxa Selic anualizada base 252 dias	Wing, N. H. (2017)
	Taxa de Câmbio (Câmbio)	Valor de uma moeda estrangeira, medido em relação à moeda nacional	Wing, N. H. (2017)

Fonte: O Autor (2016)

2.3.2 Método Estatístico – Regressão Logística

A análise desempenhada neste estudo é de natureza exploratória, para efetuar a interpretação do fenômeno descrito, utilizou-se de métodos econométricos, como a regressão logística, através de uma análise *cross section*, partindo de dois períodos antes do evento *default*, onde obtém-se a probabilidade de ocorrência de determinada variável explicada, que se comporta com distribuição de probabilidade binomial assumindo valores de 0 ou 1. Portanto, definiu-se a variável dependente da seguinte forma:

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{se a empresa incorreu em default} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Para a análise determinística utilizou-se a regressão logística, pela qual de acordo com Brito e Assaf Neto (2008) pode ser representada pela equação (3):

$$\ln\left(\frac{p}{(1-p)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n \quad (3)$$

⁵ Ensaio I – Modelo Logit.

⁶ Ensaio I, Modelo Logit com dados em painel.

Onde,

p = probabilidade de ocorrência do evento

$1-p$ = probabilidade de não ocorrência do evento

$\frac{p}{(1-p)}$ = razão das probabilidades

x_i = variáveis independentes

β_i = coeficientes estimados

Desta forma, a Probabilidade de *default* será dada conforme Yim e Mitchell (2005) pela equação (4) abaixo:

$$Prob(default) = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} \quad (4)$$

Para a realização do modelo foi inicialmente selecionada a amostra dentro das empresas que operavam na Bolsa de Valores de São Paulo, estando no período de 1995 a 2015 em posição concordatária, falidas ou em recuperação judicial, os dados foram obtidos através do cadastro das empresas na Comissão de Valores Mobiliários.

Após a seleção das empresas insolventes, foram selecionadas as empresas solventes, utilizando como critério de pareamento do ativo total das empresas. Ambas as empresas terão seus demonstrativos contábeis selecionados nos dois períodos anteriores ao evento *default* seguindo a metodologia proposta por Brito e Assaf Neto (2008). Foi realizada a criação da variável binária para a diferenciação das empresas solventes e insolventes, que será a variável dependente do modelo *logit*.

Na sequência calculou-se os indicadores de liquidez, rentabilidade e lucratividade, bem como os indicadores de uso e concessão de *trade credit* para cada empresa. Após definidos os índices internos, foram coletadas variáveis macroeconômicas.

Pelo reduzido número de empresas que incorrem em eventos *defaults* e elevado número de variáveis disponíveis, foram eliminadas as variáveis com correlação positiva ou negativa superiores a 0,7, evitando assim a perda de graus de liberdade do modelo.

Após a definição do modelo *logit* com as variáveis selecionadas e realizados os testes de aderência do modelo, obteve-se o modelo determinístico. Com o modelo, foi realizada a previsão de perda, baseada na função de distribuição de probabilidade das variáveis independentes para suprir a construção da Simulação de Monte Carlo.

Em seguida, serão discutidos os resultados, conclusões, limitações e sugestões para próximos trabalhos e políticas.

2.3.3 Método de Simulação de Monte Carlo

A Simulação Monte Carlo segundo Souza *et al.* (2014) pode ser utilizada para avaliar os fenômenos caracterizados por comportamentos probabilísticos, gera-se números aleatórios baseados na distribuição de probabilidades e simulam-se cenários com estes valores.

Segundo Oliveira e Medeiros Neto (2012): “David Hertz foi o primeiro autor a ilustrar a aplicabilidade da Simulação de Monte Carlo à teoria financeira, em seu artigo *Risk Analysis in Capital Investment*, publicado em 1964”, desde então foram amplamente diversificadas suas aplicabilidades na área de finanças.

A metodologia surgiu, segundo Garcia, Lustosa e Barros (2010) no principado de Mônaco, no cassino de Monte Carlo, por isso o seu nome, durante a década de 1940. Consiste basicamente em utilizar um modelo a priori com as funções de distribuição de probabilidade conhecidas e a partir de simulações obtêm-se valores esperados da distribuição do modelo, como definem Donatelli e Konrath (2005, p. 8):

[...] Na SMC, o formato da distribuição de saída será obtido a partir da avaliação do modelo matemático por meio da combinação de amostras aleatórias das variáveis de entrada, respeitando as respectivas distribuições. Assim, a SMC produz a propagação das ⁷PDFs das grandezas de entrada através do modelo matemático da medição, fornecendo como resultado uma PDF que descreve os valores do mensurando consistentes com a informação que se possui. Por isso, é conhecido como método da propagação de distribuições [...].

Após a validação do modelo determinístico, no segundo momento espera-se realizar uma abordagem estocástica para testar a validade do modelo com a utilização de simulação de Monte Carlo, que segundo Brito e Assaf Neto (2008) proporciona uma distribuição empírica das perdas da carteira a partir da distribuição de probabilidade gerada através de múltiplos cenários. Para a execução da simulação de Monte Carlo, será utilizado o software Crystal Ball®.

Segundo Hammersley e Handscomb (1964) toda simulação de Monte Carlo dispõe de uma solução numérica para uma integral múltipla. Seja o valor vetorial definido pela função R , composta por uma sequência de números aleatórios $\varepsilon_1 + \varepsilon_2, + \dots \varepsilon_n$ cujo resultado $R(\varepsilon_1 + \varepsilon_2, + \dots \varepsilon_n)$ será o estimador não viesado da integral (5):

$$\int_0^1 \dots \int_0^1 R(x_1, \dots, x_N) dx_1 + \dots dx_N \quad (5)$$

⁷ Função de distribuição de probabilidade

Cujo estimador, segundo Araújo (2001), o Método de Monte Carlo pode fornecer a única solução numérica viável, após o sorteio aleatório no espaço multidimensional e cálculo da função para N valores, fornecendo o estimador dado pela equação (6):

$$f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i \quad (6)$$

A variância e desvio padrão podem ser dadas pelas funções (7) e (8) respectivamente.

$$\frac{1}{n} \int_0^1 (f(x) - \theta)^2 dx = \frac{\theta^2}{n} \quad (7)$$

$$\theta_f = \frac{\theta}{\sqrt{n}} \quad (8)$$

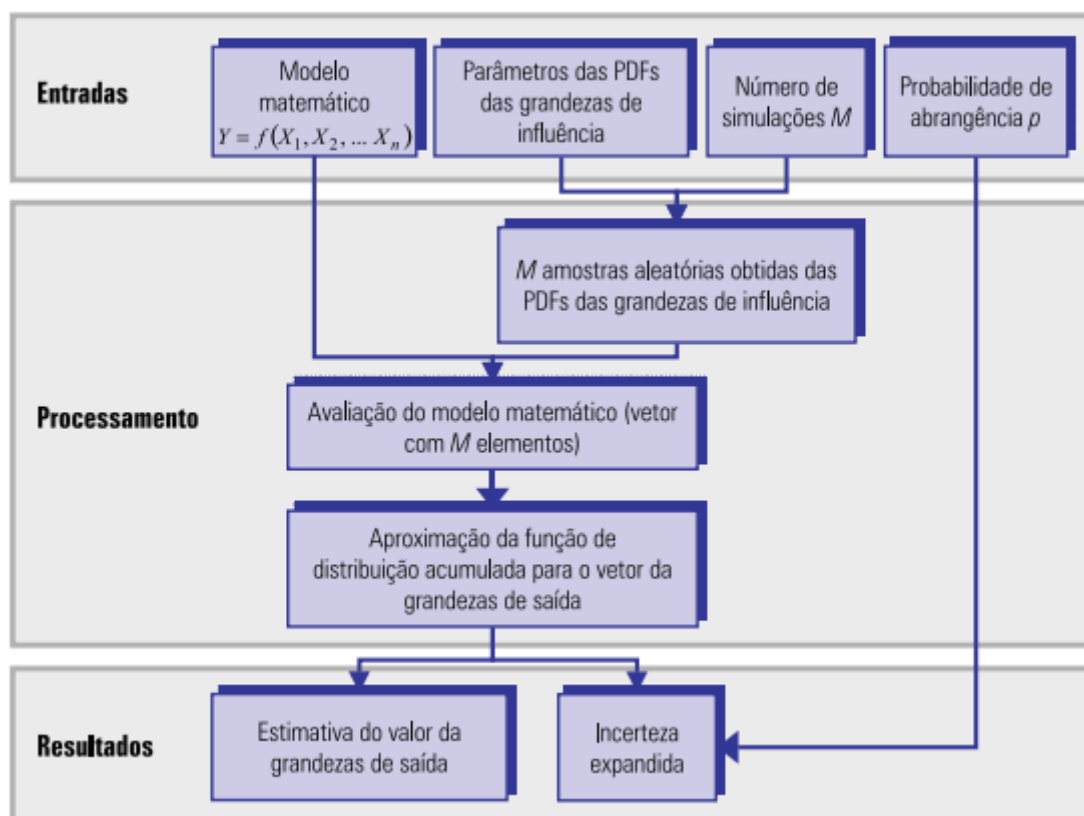
Desta forma, na prática o estimador da variância, pelo método conhecido como amostragem aleatória simples, pode ser calculado pela fórmula:

$$s^2 = \frac{1}{1-n} \sum_{i=1}^n (f_i - f^*)^2 \quad (9)$$

Araújo (2001) destaca que os números aleatórios utilizados na simulação computacional, são gerados por uma sequência pseudoaleatória, baseada em uma regra de recorrência.

A metodologia pode ser exemplificada conforme Donatelli e Konrath (2005) na Figura 2 (2): Fluxograma simplificado da avaliação de incerteza de medição usando a SMC, após ser definido o modelo matemático, e atribuída as distribuições de probabilidades, são geradas simulações com “n” amostras aleatórias, fazendo com que a função de distribuição acumulada se iguale ao vetor da grandeza de saída. O método por fim fornece estimativas das grandezas expandindo a incerteza do modelo.

Figura 2 (2): Fluxograma simplificado da avaliação de incerteza de medição usando a SMC



Fonte: Donatelli e Konrath (2005) adaptado de GUM Suppl 1, 2004.

2.3.4 Método Estatístico – Regressão Logística em Panel

A fim de avaliar os resultados não apenas no período anterior ao evento do *default*, mas ao longo da série e entre as empresas, foi composto um painel com a amostra, formada entre os anos de 2010 e 2015, com 30⁸ empresas perfazendo 175 observações. Reduziu-se a amostra inicial, pois muitas empresas não tinham informações durante toda a série inicial (1995-2015), portanto decidiu-se selecionar as empresas que não possuíam elevado número de *missings*.

A disposição dos dados em painel, como salienta Greene (1997), apresenta-se como um dos métodos mais ativos e inovadores na literatura econométrica, pois reúne um ambiente rico para o desenvolvimento de modelos e resultados teóricos que uma análise em série temporal ou estudo transversal (*cross section*) não poderiam responder individualmente.

Oliveira (2012) demonstra que os modelos *logit* e *probit* em painel são formulados a partir da forma funcional definida a seguir:

⁸ A amostra inicial era de 44 empresas, mas devido à falta de informações em alguns períodos dos anos selecionados, modificou-se a amostra para esta análise.

$$y_{it}^* = x_i' \beta + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

No qual podemos $y_{it} = 1$, caso $y_{it}^* > 0$, do contrário assume valor 0. O autor destaca que os regressores x_{it} , podem ser interpretados como o i sendo o indivíduo e o t tempo. No presente trabalho, foi assumido $y_{it} = 1$ quando a empresa entrou em estado de *default* no período t e 0, caso contrário.

A regressão logística em painel pode ser determinada segundo Hsiao (2006) e Wooldridge (2001) por um caso especial da forma funcional:

$P(y = 1 | x) = G(x\beta) \equiv p(x)$, onde $G(z) = F(z)$, logo:

$$Prob(y_{it} = 1 | x_{it}, \alpha_j) = F(z) = \frac{e^z}{1+e^z} = \frac{e^{(\beta'x_{jt}+\alpha_j)}}{1+e^{(\beta'x_{jt}+\alpha_j)}} \quad (11)$$

Onde:

$F(z)$: Representa uma função logística com valores entre 0 e 1

z : é o vetor das variáveis explicativas, composta por variáveis macroeconômicas, indicadores contábeis e variáveis ligadas ao uso e concessão de *trade credit*.

Carvalho, Divino e Orrillo (2014) destacam que uma das questões a serem expostas quando na utilização de dados em painel, é a escolha do modelo de efeitos aleatórios ou fixos, que pode ser obtida através do teste de *Hausman* que testa a hipótese nula de que $E[x_{jt}.n_j] \neq 0$, com a rejeição da mesma, deve-se optar pelo modelo de efeitos fixos.

2.3.5 Hipóteses de Pesquisa e objetos de estudo

As hipóteses de pesquisa que serão estudadas no capítulo 2 estão expostas no Quadro 3 (2), conforme observa-se abaixo:

Quadro 3 (2): Hipóteses de pesquisa – cap. 2

Proposição	Descrição
H01	O uso de <i>trade credit</i> influencia na probabilidade de <i>default</i> das empresas
H02	As variáveis macroeconômicas influenciam na probabilidade de <i>default</i> das empresas estudadas
H03	É possível realizar a previsão da probabilidade de <i>default</i> através do método de Monte Carlo

Fonte: O Autor (2016)

2.3.6 Procedimentos de Coleta e Técnicas de Análise dos Dados

Para a realização deste ensaio foi utilizada base de dados secundária, através dos softwares Economática®, para os dados contábeis, após ser selecionada amostra a partir do cadastro das empresas na Comissão de Valores Mobiliários (CVM). A metodologia utilizada foi a regressão logística para identificar a probabilidade associada ao *default*, dadas as características identificadas nas variáveis independentes.

2.4 Resultados

Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos através do modelo *Logit* com a utilização da metodologia proposta por Brito e Assaf Neto (2008), com as discussões das implicações e impactos das variáveis explicativas em relação à probabilidade de insolvência.

Em seguida, será exposta a Simulação de Monte Carlo construída com o primeiro modelo, expandindo a incerteza e as probabilidades de perdas e seu referido nível de certeza.

Na subseção seguinte, será exposto o resultado do modelo desenvolvido com uma regressão logística com as variáveis agrupadas no período de 2010 a 2015, dispostas em um painel de 30 empresas, avaliando os impactos dos indicadores financeiros, contábeis e macroeconômicos nos eventos *default* das empresas selecionadas na amostra.

2.4.1 Modelo I: *Logit*

A amostra inicial continha 44 empresas, após a retirada dos *outliers* da amostra, que destoavam dos valores, restaram 34 observações, sendo uma considerada *missing*, portanto foram analisadas 33 observações.

O modelo inicial teria 34 observações, com 18 variáveis sendo analisadas, com a perda de graus de liberdade seria inviável a análise, foram excluídas as variáveis com correlação positiva ou negativa superior a 0,7, e posteriormente, para a seleção do modelo final utilizou-se do método de *Wald forward stepwise* através do software SPSS®.

Os resultados sugerem a influência significativa das variáveis fornecedores, liquidez corrente, giro do ativo e endividamento financeiro na probabilidade de *default* das empresas. Como observa-se na Tabela 1 (2), o indicador *Nagelkerle R Square* sugere um poder explicativo de 73,5% do *default* pelas variáveis explicativas.

Tabela 1 (2): Sumário do Modelo – Ensaio I

Sumário do Modelo			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Quadrado	Nagelkerke R Quadrado
1	19,146	,550	,735

Fonte: O Autor (2017)

Na Tabela 2 (2), podemos verificar o teste de *Hosmer e Lemeshow*, que descreve a qualidade do modelo, a hipótese nula, assume que o modelo é corretamente especificado, caso as diferenças sejam significativas, invalida o grau de precisão do modelo (BRITO; ASSAF NETO, 2008). O modelo não apresentou significância, denotando uma boa qualidade.

Tabela 2 (2): Teste Hosmer e Lemeshow – Ensaio I

Teste de Hosmer and Lemeshow			
Passo	Chi-Quadrado	df	Sig.
1	5,788	8	,671

Fonte: O Autor (2017)

Como observa-se na

Tabela 3 (2), o modelo prevê corretamente 87,9% das empresas, denotando um bom poder explicativo, individualmente para as empresas solventes classificadas corretamente (88,9%) e insolventes classificadas corretamente (86,7%). Salienta-se que pelo princípio do conservadorismo é preferível classificar como insolventes as empresas solventes do que o oposto, mitigando assim o risco de *default* pelo erro de classificação.

Tabela 3 (2): Classificação do Modelo – Ensaio I

Tabela de Classificação				
Observado		Previsto		
		Default		% corretos
		0	1	
Default	0	16	2	88,9
	1	2	13	86,7
Porcentagem Global				87,9

Fonte: O Autor (2017)

As variáveis selecionadas para o modelo sugerem uma relação negativa entre a liquidez corrente e a probabilidade de *default* e o uso de *trade credit* representado pela variável fornecedores, como apontam os coeficientes da regressão logística.

Foram testadas variáveis *dummies* para os anos anteriores, a fim de verificar possíveis influências de períodos recessivos sem, contudo, apresentar significância estatística, entende-se que para as empresas analisadas, não foi relevante a crise para as chances de inadimplência.

Credita-se a não significância estatística das variáveis, referentes aos índices de rentabilidade, lucratividade, concessão do *trade credit* a tese de que as mesmas, apesar de apresentarem grande importância teórica, caso tenham alguma influência na probabilidade de *default*, estas devem ter um efeito a longo prazo, não sendo captado pelo modelo proposto, que buscou dados de dois anos antes do evento.

Em relação às variáveis macroeconômicas, uma das limitações ao tratamento das variáveis, é o fato do evento analisado ter sido por um *cross section*, fazendo com que as variáveis macroeconômicas fossem as mesmas para todas as empresas, o que explica a não significância das mesmas.

Para a avaliação dos efeitos marginais, utilizaremos o *odds ratio*, ou razão das chances, que é representado pela coluna $Exp(B)$ denotando que cada acréscimo marginal no índice de liquidez corrente reduz em 99,10% a chance de *default*, ou seja, quanto maior a posição positiva do ativo circulante em detrimento do passivo circulante, menor a chance de *default* da empresa. Já a variável fornecedores reduz em 98,3% a chance de *default* por cada milhão de reais utilizado de *trade credit*. As variáveis que impactaram positivamente no aumento das chances de *default* foram o giro do ativo com 16,64 vezes mais chances a cada aumento neste índice e 1.320 vezes com o aumento do endividamento financeiro.

Cabe uma ressalva sobre o impacto positivo da variável Giro do ativo na razão das chances de inadimplência, em tese quando analisamos o indicador, espera-se que quanto maior, melhor a situação econômica da empresa, sendo um resultado inesperado diante da literatura.

A hipótese que se levanta é que o indicador está possivelmente captando uma situação de deterioração do ativo da empresa, pois se for imaginado o aumento do indicador que é calculado pelas vendas divididas pelo ativo total, por meio da diminuição do seu denominador, teríamos o seu aumento e uma situação financeira que indica uma piora na situação patrimonial desta entidade.

Foram testadas algumas alternativas em relação à variável de uso e concessão de *trade credit*, como a razão fornecedores/ ativo e contas a receber/ ativo respectivamente, sem, contudo, apresentar significância estatística, portanto foram retiradas do modelo final.

Tabela 4 (2): Variáveis do modelo I - Ensaio I

Variáveis	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Liquidez corrente	-4,731	2,035	5,404	1	,020	0,009
Giro do Ativo	2,812	1,814	2,404	1	,121	16,642
Endividamento financeiro	7,185	4,654	2,384	1	,123	1320,085
Fornecedores (milhões)	-4,092	2,441	2,810	1	,094	0,017
Constante	,581	1,849	0,099	1	,753	1,788

Fonte: O Autor (2017)

Desta forma pode-se descrever o modelo determinístico conforme a equação (12) abaixo:

$$Y_i = \frac{1}{1 + e^{-(0,58 - 4,731 \text{Liquidez corrente}_i - 4,092 \text{fornecedores}_i + 7,18 \text{Endividamento}_i + 2,81 \text{Giro}_i)}} \quad (12)$$

Tais resultados levantam a hipótese de que o uso do *trade credit* pode ser um bom indicador de solvência das empresas, bem como um indicador do mercado, em relação à empresas com potencial de liquidez futura. Os agentes tendem a reduzir o crédito de empresas que se encontram em estado de insolvência, preferindo assim ao invés de estender o crédito em forma de prazos de recebimento a ativos mais líquidos como forma de pagamento de mercadorias e serviços.

2.4.2 Simulação de Monte Carlo

Após a obtenção da equação determinística através da equação (12), realizou-se o teste de normalidade com as variáveis explicativas:

- Liquidez corrente
- Giro do Ativo
- Endividamento Financeiro
- Fornecedores (milhões)

A única variável que apresentou distribuição de probabilidade após o teste de *Komolgorov Smirnov* foi a variável Giro do Ativo, para ela será atribuída a distribuição normal com média 0,52 e desvio padrão 0,35.

Para as demais variáveis, utilizou-se de distribuição de probabilidade triangular, com os valores da estatística descritiva, onde o valor mínimo, máximo e média representaram respectivamente os valores menor, maior e mais provável da distribuição.

Tabela 5 (2) - Estatística descritiva - Ensaio I

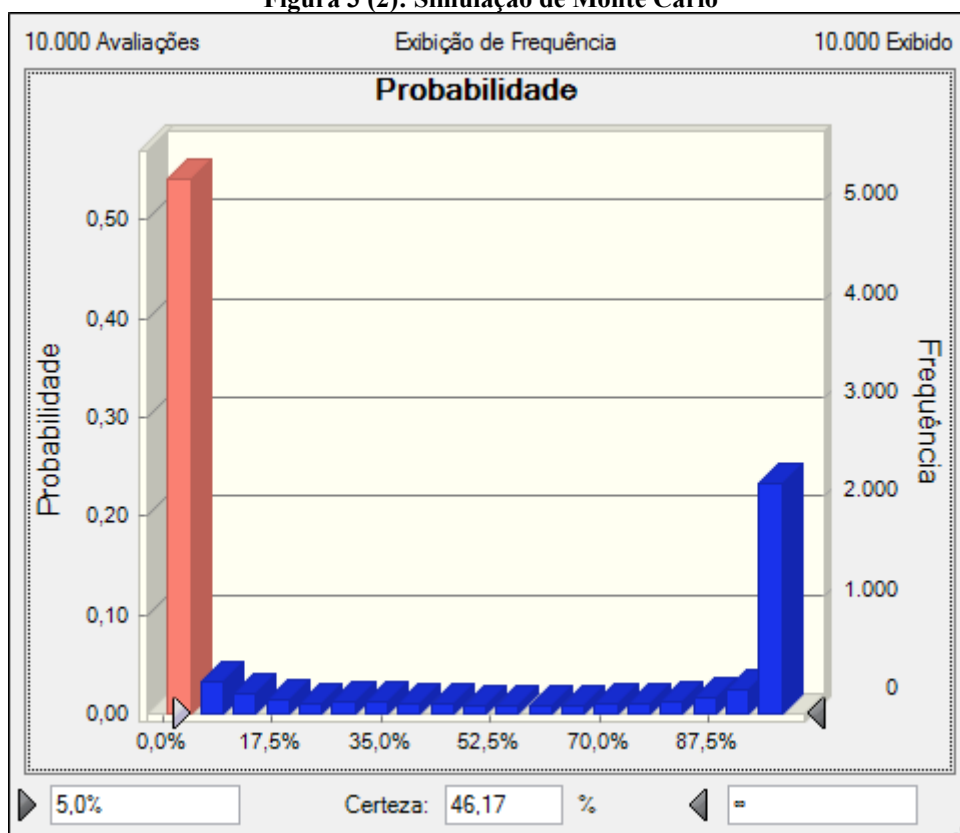
Variável	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
Liquidez corrente	34	0,00	7,37	1,2700	1,56562
Giro do ativo	34	-	1,33	,5196	,35102
Endividamento financeiro	34	-	3,53	,4606	,62324
Fornecedores	33	0,00	1,43	0,2207	0,39926
N Válidos	33				

Fonte: O Autor (2017)

A variável de saída foi a probabilidade de *default*, que pode ser visualizada na Figura 3 (2)

Figura 3, onde foram realizadas 10.000 simulações das variáveis estocásticas explicativas a fim de encontrar-se a distribuição de probabilidade das perdas.

Figura 3 (2): Simulação de Monte Carlo

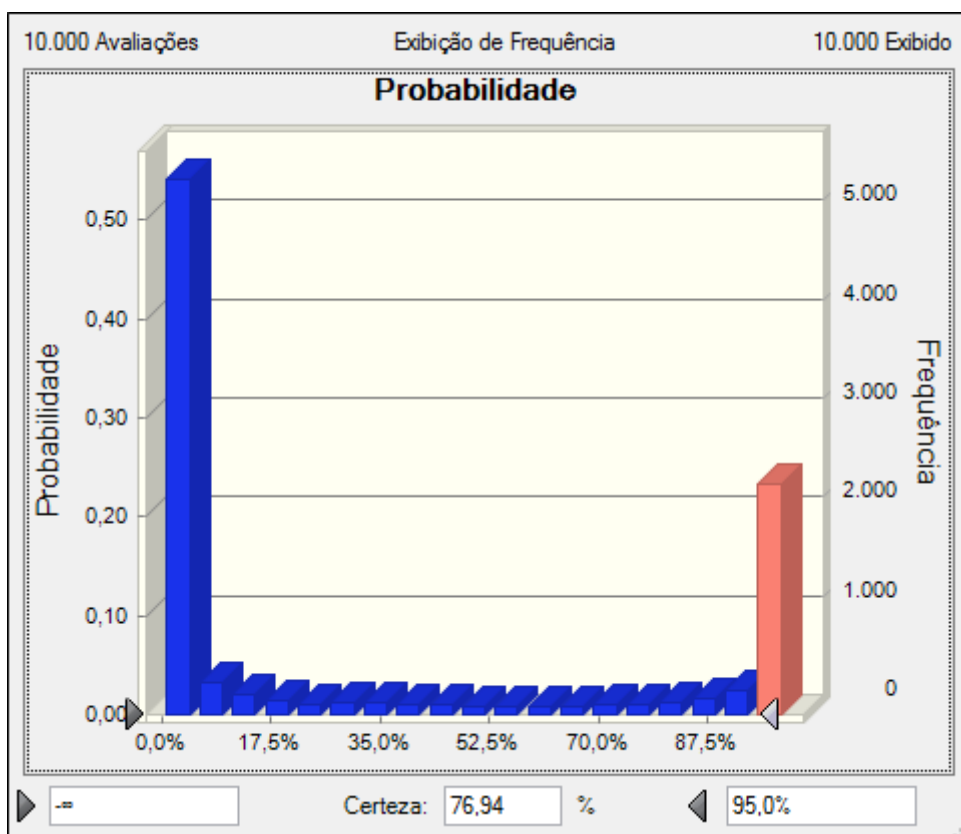


Fonte: O Autor (2017)

O modelo nos permite avaliar o grau de certeza que teremos a inadimplência, por exemplo, conforme Figura 3 (2) podemos afirmar com 46,17% de certeza que teremos 5% de *default* na nossa amostra.

De maneira similar, analisando o percentil 95º, com 76,94% de certeza de que 95% das empresas não incorrerão em *default*, ou seja, estarão adimplentes.

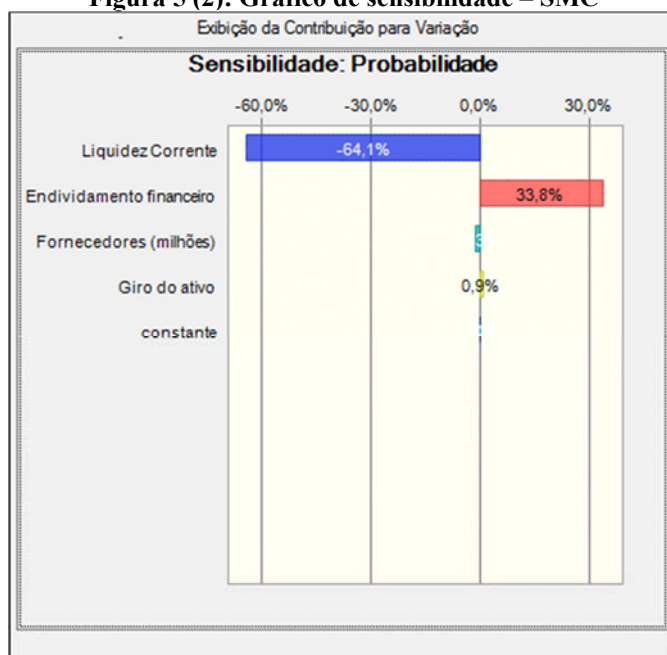
Figura 4 (2): Simulação de Monte Carlo



Fonte: O Autor (2017)

A análise da simulação demonstra que a variável liquidez corrente contribui para 64,1% da redução da probabilidade de inadimplência, seguida da variável fornecedores, com 3%. Já o endividamento financeiro corresponde a 33,8% da variação positiva da inadimplência, por fim o giro do ativo, também de maneira positiva, com apenas 0,9%.

Figura 5 (2): Gráfico de sensibilidade – SMC



Fonte: O Autor (2017)

Pode-se concluir que a simulação de Monte Carlo pode ser utilizada para a construção de cenários, utilizando o modelo de previsão de insolvência, fazendo com que seja aceita a hipótese de pesquisa H03.

As variáveis liquidez corrente e endividamento financeiro demonstraram maior impacto na inadimplência e, a variável que fazia referência ao *trade credit* foi a terceira com maior impacto na inadimplência, demonstrando que o uso diminui as chances de a empresa entrar em *default*.

A partir da simulação de Monte Carlo, é possível identificar as chances de *default*, associadas à probabilidade de ocorrência, dentro da distribuição acumulada é possível associar as combinações de percentual de inadimplência com a chance de ocorrência, onde verifica-se que o *trade credit*, responde negativamente em 3% na sensibilidade do modelo.

2.4.3 Modelo II: *Logit* em Paineis

O modelo composto pelos dados dispostos em um painel balanceado pode ser visualizado na Tabela 6 (2), abrangendo 175 observações de 30 empresas, ao longo dos anos de 2010 a 2015. A amostra inicial era composta de 38 empresas e 228 observações, porém devido ao elevado número de *missings* no período foram eliminadas da amostra 8 empresas. A regressão logística em painel foi realizada através do Software Stata® 13.0.

Tabela 6 (2): Variáveis do Modelo Logit em painel

Variáveis	Efeitos Fixos		Efeitos Aleatórios	
	Parâmetro	odds ratio	Parâmetro	odds ratio
Constante	-	-	2,942 (3,754)	18,95
Liquidez corrente	-3,261*** (1,357)	0,038	-1,200** (0,579)	0,300
Uso (<i>Trade credit</i>)	-35,554*** (14,279)	0,000	-8,999** (4,533)	0,000
Retorno sobre o ativo	-12,6169 (10,455)	0,000	-12,681*** (7,342)	0,000
Taxa Selic (a.a)	-148,523* (84,158)	0,000	-54,244 (64,959)	0,000
Concessão (<i>Trade credit</i>)	-0,6543661 (3,971)	0,519	2,462 (2,681)	11,73
Wald chi²	-	-	10,43	-
LR Chi²	16,15	-	-	-
Pseudo R²	0,3466	-	-	-
Nº de Obs.	78	-	175	-

Fonte: O Autor (2017). Nota: ***, **, * representam significância aos níveis de 1%, 5% e 10% respectivamente. Valores entre parênteses representam o erro-padrão.

Para a escolha do melhor modelo, foi utilizado o teste de *Hausman*, no qual a hipótese nula avalia se a diferença de coeficientes não é sistemática, cujo resultado apresentou significância estatística, portanto o modelo de efeitos fixos é o mais indicado.

O modelo *logit* em dados em painel pode ser apresentado genericamente conforme a equação (13):

$$\Pr(\text{default}_{it} = 1 | x_{it}) = \frac{e^z}{1+e^z}, \text{ onde}$$

$$z = \alpha + \beta_1(\text{liquidez corrente}) + \beta_2(\text{Uso}(\text{trade credit})) + \beta_3(\text{Retorno sobre o ativo}) + \beta_4(\text{Taxa selic(a.a)}) + \beta_5(\text{Concessão}(\text{trade crédito})) \quad (13)$$

Tabela 7 (2): Teste de Hausman

	Coeficientes			
	(b) Fixed	(B) Random	(b-B) Diferença	Sqrt (diag (V_b-V_B)) S.E
Liquidez Corrente	-3,26176	-1,20084	-2,06092	1,228152

	(b) Fixed	(B) Random	(b-B) Diferença	Sqrt (diag (V _b -V _B)) S.E
Uso (<i>Trade credit</i>)	-35,554	-8,99969	-26,5544	13,55105
Retorno sobre o ativo	-12,617	-12,682	0,064996	7,443921
Taxa Selic (a.a)	-148,524	-54,245	-94,2787	53,50561
Concessão (<i>trade credit</i>)	-0,65437	2,46239	-3,11676	2,930807
Chi ²	28,46			
Prob>Chi ²	0,00			

Fonte: O Autor (2017)

Destacamos a significância estatística dos indicadores liquidez corrente, uso do *trade credit* e taxa Selic (a.a) para o modelo de efeitos fixos, todos com efeito negativo para as chances de inadimplência das empresas estudadas.

Nem todas as variáveis entraram no modelo, inicialmente retirou-se as variáveis com correlação superior a 0,7 positiva e negativa, em seguida foram testadas várias combinações que promovessem maior poder explicativo e adequação aos parâmetros do modelo. O modelo final pode ser encontrado na Tabela 6 (2).

Os efeitos marginais podem ser encontrados na coluna *odds ratio*, que demonstram por exemplo que os efeitos do aumento de uma unidade de cada coeficiente, resultaria em efeitos negativos, com redução nas probabilidades de 96,2% para liquidez corrente e próximo a 99% no uso do *trade credit* e taxa Selic.

O indicador de liquidez corrente, de maneira similar ao modelo *logit* demonstrou ter relação negativa com as chances de inadimplência para os dados em painel e, tais resultados levam a crer que, quanto maior o índice de liquidez, menores as chances de a mesma entrar em *default*. A liquidez corrente, foi obtida pela divisão entre o ativo circulante pelo passivo circulante. Desta maneira, interpreta-se que se o ativo circulante *ceteris paribus* aumentar, menores serão as chances de *default* das empresas analisadas, de maneira semelhante, porém analisando o denominador, quanto menor o passivo circulante, mantido o ativo circulante constante, menores as chances de inadimplência.

Os resultados do indicador da liquidez, nos remete ao fato de que se a empresa tiver maior capital aplicado no seu ativo circulante, com poucas obrigações, ou seja financiado com capital de longo prazo ou capital próprio, consegue manter-se solvente e diminuir suas chances de entrar em estado de inadimplência.

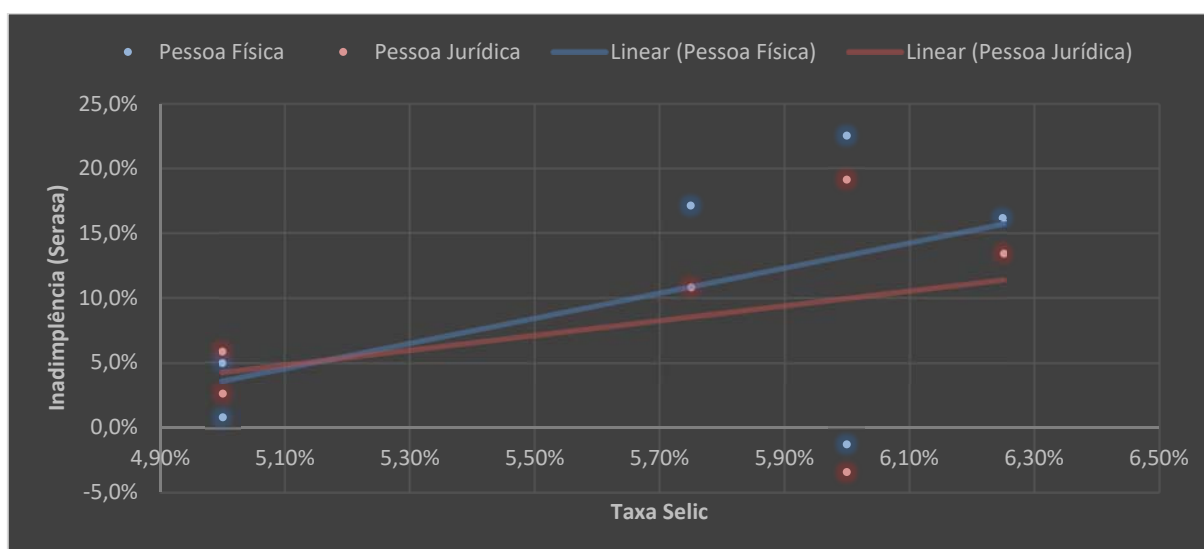
A utilização do *trade credit*, obtido através da razão entre a conta fornecedores pelo ativo total da empresa, denota que esta modalidade de financiamento, reduziu as chances de

inadimplência das empresas avaliadas pelo modelo, apresentando indicativos de que quanto maior o uso do *trade credit* pelas empresas, menor seriam as chances de inadimplência.

Já a variável concessão de *trade credit*, obtida pela razão entre as contas a receber de longo prazo e curto prazo pelo ativo total, não demonstrou significância estatística, ou seja, a quantidade de recursos aplicados nas contas a receber dos clientes dessas empresas não demonstrou ser relevante para o *default*, uma das explicações seria a boa gestão dos recebíveis por parte destas empresas.

Um resultado que contradiz o sinal esperado da variável, foi a taxa Selic, com uma relação negativa entre o evento *default* das empresas analisadas, pode-se verificar na Figura 6 (2) a relação entre a inadimplência geral das pessoas jurídicas e físicas no período analisado pelo presente trabalho.

Figura 6 (2): Relação entre inadimplência e taxa selic - 2010-2015



Fonte: O Autor (2017); Serasa; Bacen

O que se esperaria do efeito sobre o *default* causado pela variável Selic, seria uma relação positiva, maiores taxas de juros, refletiriam em menores preços das ações, pela modificação da taxa de desconto dos fluxos de caixa dos investidores. Os resultados encontrados sugerem, entretanto, uma relação negativa entre a taxa Selic e a probabilidade de inadimplência das empresas.

Se forem observadas as empresas que compõem a amostra, firmas de capital aberto, que negociam seus papéis na Bolsa de Valores de São Paulo, cabe a ressalva constatada por

Zimnoch (2012), cujos achados demonstram correlação positiva a partir do ano de 2010 entre a taxa Selic e o índice Bovespa, que até então apresentava correlação negativa.

Os eventos *default* em empresas de capital aberto são raros, sugerindo que os resultados encontrados sinalizam que o mercado pode responder de maneira adversa aos aumentos das taxas básicas de juros, sinalizando maior credibilidade na política econômica do país. Tais influxos de capital para os papéis das empresas, aumentariam o seu valor, diminuindo as chances de inadimplência.

2.5 Considerações finais

O objetivo deste ensaio foi desenvolver modelos de previsão de insolvência, analisando além das usuais variáveis contábeis, a utilização do *trade credit* e inclusão de variáveis macroeconômicas, avaliando se as mesmas trariam algum poder explicativo, podendo servir como possíveis indicadores de insolvência empresarial.

Os eventos *default* em empresas de capital aberto são raros, porém ao analisar o período de 1995 a 2015, pode-se notar que a liquidez corrente, conforme esperado, reduz as chances de *default* em ambos os modelos: *logit* em *cross section* e em painel, demonstrando que a situação positiva da liquidez é crucial para que as empresas consigam honrar seus compromissos e manter-se solventes.

A variável endividamento financeiro foi significativa para o primeiro modelo, corroborando com os achados de Brito e Assaf Neto (2008), comprovando que quanto maior este indicador, maiores as chances de a empresa entrar em *default*.

O uso do *trade credit*, variável de interesse deste estudo, confirmando a hipótese H01 mostrou para ambos os modelos, em painel e *cross section*, que utilizar capital dos fornecedores, por maior que sejam os custos implícitos desta negociação, reduzem as chances de inadimplência, confirmando a hipótese que nos momentos de falta de liquidez, as empresas se autofinanciam por meio do *trade credit* (BOISSAY; GROPP, 2007), ao promoverem os *defaults* com seus fornecedores, podem aumentar as chances de manter-se sólidas no mercado após os choques.

A concessão de *trade credit*, no entanto, não demonstrou significância estatística em nenhum dos modelos.

Os resultados colaboram com a literatura, adicionando a importância em avaliar se as empresas fazem ou não uso do *trade credit*, reduzindo assim o risco dos investidores ao alocar

recursos nestas empresas ou até mesmo de fornecedores na tomada de decisão em ofertar ou não o *trade credit*.

Respondendo a hipótese H02, apenas no modelo II, *logit* em painel foi possível observar a influência da variável macroeconômica “taxa Selic”, atuando de maneira não esperada, com impacto negativo para o *default*, resultado atribuído à melhor gestão da política macroeconômica pela autoridade monetária, em um período em que já havia sido verificada uma mudança no sinal da correlação entre Selic e desempenho do índice Ibovespa (ZIMNOCH, 2012).

Outro resultado não esperado foi o sinal da variável Giro do Ativo, no primeiro modelo, mesmo que marginalmente significativo, onde possivelmente o mesmo estava captando uma deterioração do ativo das empresas e não um aumento das vendas, o que explicaria perfeitamente o sinal do mesmo.

Também neste ensaio, buscou-se realizar através da Simulação de Monte Carlo, a função de distribuição de probabilidade associada à insolvência, sendo possível visualizar no modelo estocástico além das perdas esperadas para cada nível de inadimplência, a sensibilidade de cada variável na probabilidade de inadimplência.

Com o modelo I, com dados em *cross section*, foi possível realizar a simulação de Monte Carlo, atribuindo funções de distribuição de probabilidade a cada variável do modelo, e confirmando a hipótese de pesquisa H03, onde foi possível traçar a probabilidade de inadimplência para as empresas da amostra, bem como o grau de certeza ao assumir determinado risco.

Conclui-se que o crédito comercial, pode antecipar possíveis *defaults*, e devem ser inseridos nas análises financeiras, apesar das limitações do estudo, causadas pela reduzida quantidade de observações e curto período de tempo analisado. Para se ter ideia da relevância de se utilizar o *trade credit*, seu uso *ceteris paribus*, diminuiu em 98,3% a razão das chances de inadimplência, para cada aumento marginal de um milhão de reais concedido pelos fornecedores.

Sugere-se que sejam realizados novos estudos acerca do *trade credit*, com empresas de diferentes portes, ampliando a discussão sobre os efeitos do uso e concessão do crédito comercial entre pequenas e grandes empresas. Ademais, sugere-se investigar possíveis efeitos do aumento do *trade credit*, com valorizações ou desvalorizações dos ativos das empresas listadas na bolsa de valores.

3 MODELO DE *DEFAULT* UTILIZANDO O *TRADE CREDIT* DE PEQUENAS EMPRESAS (COMÉRCIO E INDÚSTRIA)

O terceiro capítulo apresenta o modelo de previsão de *default* que será construído com dados reais de duas empresas não financeiras, de dois setores distintos: comércio e indústria, utilizando os dados disponíveis à disposição dos administradores destas empresas. Será discutida a importância do *trade credit* para as empresas, tanto concernente ao seu uso e concessão que ocorre naturalmente entre as companhias, bem como contribuir para a modelagem empírica da probabilidade de *default* para o *trade credit* destas empresas.

3.1 Introdução

Modelos de previsão de insolvência em sua maioria estudam grandes empresas, principalmente no Brasil (PEREIRA; MARTINS, 2015), muitos dos quais utilizam-se dos indicadores contábeis para a realização de análises e construções de modelos preditivos. Porém, se avaliarmos as empresas de pequeno e médio porte, que carentes de dados à sua disposição e estudos mais efetivos, perdem a chance de racionalizarem seu capital ao concederem *trade credit* ou crédito comercial aos seus clientes.

Apesar de normalmente ser concedido via prazo de pagamento, o crédito comercial compromete a liquidez futura da empresa concedente e adiciona o risco de crédito, caso o cliente venha a não cumprir com o pagamento. Sabendo ainda que muitas empresas ao se depararem com falta de liquidez, utilizam intencionalmente o *default* a fim de equilibrarem seus fluxos de caixa (BOISSAY; GROPP, 2007).

Realizar crédito aos clientes e utilizar dos fornecedores é uma prática comum na gestão operacional de uma empresa, contudo a importância e o uso deve ser mensurada adequadamente para evitar, respectivamente, o risco e custo excessivo na má alocação deste recurso.

Fabbri e Menichini (2010) destacam que existe um consenso geral de que o *trade credit* é mais comum entre empresas que enfrentam restrições creditícias, mesmo que seja mais oneroso do que o crédito bancário. Partindo desse princípio, conceder *trade credit* aos seus clientes, sobretudo, é um exercício de análise de risco, que muitas empresas não estão preparadas para exercer de maneira satisfatória.

Utilizando dados de pequenas empresas, Tsuruta (2015) comprovou que as empresas japonesas, em períodos de crise, aumentaram o *trade credit*, tanto o uso como a concessão, assumindo assim ser complementar ao financiamento bancário para empresas de pequeno porte.

A literatura aponta que os fornecedores *a priori* possuem informações relevantes sobre o seu cliente, que podem denotar uma vantagem comparativa na sua análise e potencial perda por inadimplência. Bukart e Ellingsen (2004) afirmam que os fornecedores possuem vantagens de monitoramento, por conhecerem o cliente e o seu mercado, que os bancos apenas podem conseguir mediante a um custo.

Boissay e Gropp (2007) em seu artigo sobre o *default* de *trade credit*, apontava em sua base de dados quatro motivos principais para a razão do *default* do *trade credit*: Desacordo, quando a empresa rejeitava o pedido pois discordava sobre os termos da cobrança, ou pela não aceitação dos produtos; Omissão, quando a empresa se omitia de efetuar o pagamento; Falta de liquidez, quando a empresa não tinha ativos líquidos disponíveis para o pagamento; ou Insolvência, quando a empresa entrou em processo de falência ou em processo de liquidação. Neste estudo, o maior motivo apresentado foi o de desacordo (16,2%) seguido de falta de liquidez (2,1%) omissão (1%) e insolvência (0,4%).

As empresas que serão objeto deste estudo estão localizadas na região nordeste, no estado de Alagoas, todas concedem regularmente crédito aos seus clientes em forma de prazos de recebimento. Nenhuma, contudo utiliza um modelo de concessão de crédito baseada nos indicadores contábeis dos seus clientes. As vendas são normalmente realizadas mediante a consultas no sistema do SERASA, visando verificar a posição de inadimplência atual das empresas.

Espera-se com o presente estudo preencher uma lacuna prática da realidade gerencial das micro e pequenas empresas brasileiras, que ao concederem crédito aos seus clientes estão lidando com riscos de não recebimento dos seus produtos e ou serviços, provendo assim uma estrutura metodológica para lidar com a mentalidade do *trade credit* e promover a discussão das informações que deveriam ser coletadas *a priori* dos clientes antes de efetuar vendas com prazos de recebimento.

3.2 Referencial teórico

A primeira referência ao *trade credit* não é atual, Meltzer em seu artigo realizado na década de 1960 encontrou evidências de que empresas maiores obtêm fundos de setores não financeiros, sobretudo das empresas industriais para empresas não industriais, denotando o impacto das restrições de liquidez primeiramente nas empresas menores. Em tempos de restrições as empresas podem preferir reduzir as suas vendas para promover um aumento nos recebíveis em detrimento de caixa. As firmas maiores podem utilizar suas políticas de crédito em momentos em que os preços estão caindo, para promover aumento nas suas vendas.

Existem incentivos a depender do setor em que as empresas atuam para utilizar o *trade credit*, que pode variar também entre os tipos de produtos que são transacionados, para promover aumento das vendas. Tais mecanismos podem ser utilizados pelas empresas que enfrentam choques de liquidez para realizar gestão dos estoques (MATEUT; MIZEN; ZIANE, 2015).

De maneira geral, acredita-se que os fornecedores possuem vantagens em relação aos bancos na concessão do crédito, por terem maiores informações sobre o negócio e o cliente, para Bukart e Ellingsen (2004), mesmo sendo os bancos especialistas na avaliação de tomadores de crédito, e os fornecedores emprestarem valores tão próximos ao valor da transação do insumo. Ainda neste trabalho, os autores questionam o fato dos fornecedores apenas emprestarem bens e não dinheiro, mesmo em tese tendo mais informação disponível.

Na literatura encontrasse o *trade credit* classificado em três grandes grupos, como define Schiozer e Brando (2011), podendo ser utilizado como: instrumento estratégico, complemento de financiamento bancário ou substituto de financiamento bancário. Pode-se ver os principais autores e suas hipóteses na Quadro 4 (3) abaixo:

Quadro 4 (3): Agrupamento teórico do *Trade credit*

Grupo	Hipóteses	Autores
<i>Trade credit</i> como instrumento estratégico de agentes	Meio de discriminação de preços	Meltzer (1960) e Mian e Smith (1992)
	Fidelização ou socorro financeiro para os clientes	Wilner (2000) e Cheng e Pike (2003)
	Minimizar o custo de gerenciamento de faturas	Ferris (1981)
	Otimização da gestão de estoques	Petersen e Rajan (1997) e Emery (1987)
<i>Trade credit</i> como complemento do financiamento bancário	Existe vantagem ao ofertante de <i>trade credit</i> sobre o ofertante de crédito tradicional	Petersen e Rajan (1997); Bias e Golier (1997) e Bukart e Ellingsen (2004)

Grupo	Hipóteses	Autores
<i>Trade credit</i> como substituto do financiamento bancário	Somente seria utilizado por empresas com dificuldades financeiras	Meltzer (1960); Jaffe (1971); Gertler e Gilchrist (1993)
	Empresas de setores de maior dependência de <i>credit scoring</i> cresceriam mais do que as de outros setores	Fisman e Love(2003)
	Oferta pode ser vantajosa desde que o cliente tenha restrição ao crédito	Cuñat (2007)
	Fornecedores de bens são mais propensos a ofertar <i>trade credit</i>	Fabbri e Menichini (2010)

Fonte: Adaptado de Schiozer e Brando (2011); O Autor (2017)

3.2.1 Revisão da Literatura sobre *Trade credit*

Schwartz (1974) afirma que existem basicamente dois motivos para justificar a existência do *trade credit*, os motivos financeiros e os transacionais. O motivo transacional faz-se entender pelo custo inerente do descasamento dos prazos de recebimento e de pagamento, e dos benefícios gerados no planejamento de fluxo de caixa dos compradores, quando obtém uma maior certeza dos seus recebimentos futuros. Já aos fornecedores de *trade credit*, existe a possibilidade de vender crédito.

Já o motivo financeiro para o uso do *trade credit*, segundo Nilsen (2002) destaca, ocorre quando os consumidores são propensos a utilizar o *trade credit* para compra de insumos sem precisar adiantar capital, através dos prazos de pagamento concedidos pelo fornecedor.

Mian e Smith (1992) testaram hipóteses acerca da escolha de políticas de contas a receber e constataram que tamanho, posição de crédito da dívida negociada e *comercial papers* são importantes para explicar o uso de *factoring*. Os autores destacam que as contas a receber servem como garantias de débitos, também como instrumento estratégico de gestão.

Petersen e Rajan (1997) verificaram indícios de que os fornecedores podem ter vantagens no financiamento de empresas em crescimento, especialmente as empresas que possuem qualidade de crédito suspeito. Os autores atribuem esse resultado à hipótese de que estas empresas podem ser fontes de negócios futuros, sendo uma oportunidade de negócio à disposição. Os fornecedores teriam um menor custo para obtenção de informações de mercado e produto do que as instituições financeiras. Também figura como vantagem a maior capacidade de reaver os produtos que são objeto do crédito.

Biais e Gollier (1997) utilizaram a teoria dos jogos, para realizar um modelo teórico sobre *trade credit* e contribuem demonstrando que o *trade credit* pode aliviar o racionamento de crédito bancário devido a informação assimétrica. Os autores ainda sugerem que o *trade*

credit seria um indicador de qualidade da firma, fazendo com que os bancos reavaliassem a posição sobre as chances de *default* do cliente.

Nielsen (2002) utilizou um modelo VAR (*Vector Auto Regressive*) irrestrito para estudar *trade credit* e empréstimos bancários e visualizou que as pequenas empresas utilizam maiores quantidades de *trade credit* durante contrações monetárias, e para surpresa dos autores as grandes empresas também. No entanto, esse comportamento se dá apenas entre as grandes empresas não classificadas.

Fisman e Love (2003) testaram a hipótese de substituição do *trade credit* em relação ao financiamento institucional e confirmando esta hipótese, salientam que o crédito comercial, particularmente na ausência de legislação protetiva aos credores do crédito comercial, requerem uma relação de confiança e de reputação, exigindo assim maior dificuldade para obtenção.

Bukart e Ellingsen (2004) propuseram-se a demonstrar a existência do *trade credit*, mesmo em mercados de crédito e produtos competitivos. Os autores propuseram um modelo que pode explicar o uso do *trade credit* em todas as instâncias, suprimindo as deficiências das teorias de discriminação de preços, garantia de liquidação, qualidade do produto e da teoria do relacionamento de longo prazo.

Alphonse *et al.* (2004) encontraram resultados que indicam que o *trade credit* não é apenas um substituto caro para a dívida bancária, mas uma forma complementar. Os autores destacam que a disponibilidade de *trade credit* parece ser um meio de obter crédito bancário.

Cuñat (2007) examinou as vantagens comparativas existentes pelos fornecedores em relação aos bancos e, os fornecedores também agem como provedores de liquidez e o maior custo do *trade credit* se dá pelas taxas implícitas devido ao prêmio para os *defaults* e pelo seguro do risco.

Dentre os escassos trabalhos empíricos, sobre a probabilidade de *default* para o *trade credit*, é dado destaque para o realizado por Boissay e Gropp (2007), onde os autores realizaram um estudo empírico com dados em painel, para empresas francesas, analisando o *default* de *trade credit* com seus fornecedores.

Os autores estimaram a extensão das firmas com restrição de crédito que passam a realizarem *defaults* com seus fornecedores. Os resultados desse trabalho sugerem evidências de cadeias de *default* para o *trade credit*, as empresas podem passar mais de um quarto dos choques de liquidez inesperada por falta de *trade credit*, mesmo assim os fornecedores continuam a fornecer *trade credit*, mesmo que as empresas tenham realizado *default* com elas no passado, os resultados ainda estão consistentes com as principais teorias sobre a existência do

financiamento a empresas com restrição de crédito por meio do *trade credit*, e confirmam a tese de que as empresas com maior liquidez absorvem os choques de falta de liquidez no sistema via *trade credit* (BOISSAY; GROPP, 2007).

Fabbri e Menichini (2010) investigaram os determinantes do *trade credit*, encontrando evidências de que as motivações para usar o *trade credit* variam entre as indústrias. Existindo uma vantagem dos fornecedores dependendo das características dos insumos alvo do crédito. Os autores destacam o uso mais intensivo do crédito comercial acompanhado a uma tecnologia inclinada para ativos tangíveis.

Schiozer e Brando (2011) observaram que no período de 2008, durante a crise financeira, reduziu-se a oferta de *trade credit* pelas empresas, os autores atribuíram esta queda ao maior risco de inadimplência possivelmente detectado pelas empresas ofertantes. Por outro lado, de acordo com a teoria esperava-se que as empresas maiores seriam menos afetadas em momentos de restrição de liquidez, transferindo sua liquidez para as demais empresas demandantes de *trade credit*. Os autores encontraram evidências de discriminação de preços através do *trade credit*.

O poder de barganha dos fornecedores pode influenciar a oferta de *trade credit* como demonstram Fabbri e Klapper (2016), fornecedores com baixo poder de barganha são mais propensos a estender seu crédito comercial, manter maior carteira de clientes com vendas a prazo e são mais propensos a fornecer crédito às empresas sem limites nas vias financeiras tradicionais.

3.3 Procedimentos metodológicos

3.3.1 Variáveis e Dados da Pesquisa

As variáveis selecionadas no modelo, seguem a disponibilidade presente no cadastro das empresas no ato da coleta, conforme observamos no Quadro 5 (3), o modelo buscará utilizar as informações disponíveis aos gestores para a construção da previsão de *default* do *trade credit* para as duas empresas.

Espera-se que quanto maior tempo de existência da empresa (idade), menor a probabilidade de *default*, sendo tal efeito inversamente proporcional. Já a variável “última compra” será utilizada como *proxie* da variável *payables* (t-1), que denota a exposição da empresa em relação ao crédito tomado. O valor do crédito comercial concedido pela empresa será a *proxie* da variável *purchase* (t-1), representada pelo logaritmo das compras pelo ativo

total das empresas com uma relação esperada negativa com a probabilidade de *default* (BOISSAY; GROPP, 2007).

Santos e Silva (2014) em seu artigo sobre os determinantes do *trade credit* para empresas industriais de Portugal utilizam a variável *region*, onde a mesma detém influência significativa na explicação da demanda e oferta de *trade credit* e os autores realizam o controle das regiões ricas e pobres de Portugal. Neste aspecto será investigada a variável *dummie* município, que fará referência ao município que pertence cada demandante de *trade credit*.

A variável atraso em dias será adicionada para verificar a possível influência na probabilidade de *default*. Espera-se que quanto maior o atraso, maior a chance de *default* do cliente.

Quadro 5 (3): Variáveis disponíveis no banco de dados das empresas

Variáveis	Distribuidora de alimentos	Indústria de Cimento
Setor	Comércio	Indústria
<i>Default</i>	X	X
Município	X	X
Valor do crédito	X	X
Limite do crédito	X	X
Comissão %	-	X
Maior compra (histórica)	-	X
Atraso (em dias)	X	X
Tempo do cliente	X	X
Última compra	X	X
Número de compras	-	X
Idade da empresa	X	X
Número de observações	1471	452

Fonte: O Autor (2017)

3.3.2 Método Estatístico

Para a modelagem será utilizada a regressão logística, que conforme Palmuti e Picchiai (2012) descreve a relação entre as variáveis independentes x_j e a variável dependente dicotômica Y , representada pela presença (1) ou pela ausência (0) da característica estudada, conforme expressão geral da regressão logística:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1+e^{-Z}} \quad (14)$$

Onde:

$$Z_i = \beta_0 + \sum_i^n \beta_i x_i \quad (15)$$

Onde os β_i serão os coeficientes que irão impactar em cada variável explicativa para a determinação do *default* ou não do mutuário. A regressão logística nos denota a probabilidade de ocorrência de um fato de acordo com as variáveis abordadas pelo modelo.

Para o modelo geral das três atividades, pode-se descrever conforme a equação (16) abaixo:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 x_{\text{dumme município}} + \beta_2 x_{\text{limite de crédito}} + \beta_3 x_{\text{atraso em dias}} + \beta_4 x_{\text{última compra}} + \beta_5 x_{\text{Dumme setor}} + \beta_6 x_{\ln(\text{PIB Municipal})} + \beta_7 x_{\ln(\text{FPM})} + \beta_8 x_{\ln(\text{Arrecadação municipal})} + \beta_9 x_{\text{idade}} + \epsilon_i \quad (16)$$

Onde,

$Y_i = 0$, caso esteja adimplente, 1 caso contrário.

Para o desenvolvimento do modelo de previsão de insolvência de *trade credit* para pequenas e médias empresas, iniciou-se com a seleção das empresas insolventes, contidas nos relatórios cadastrais de duas empresas que foram estudadas (comércio e indústria). A seguir foram pareadas, para cada cliente insolvente, um cliente solvente de maneira aleatória. O banco de dados foi complementado com dados de idade da empresa, município e atividade econômica através do site da receita federal, pela consulta dos Cadastros Nacionais de Pessoa Jurídica (CNPJ).

Após finalizada a amostra objeto do estudo, foram rodadas regressões logísticas, a fim de determinar os possíveis impactos de cada variável na probabilidade de inadimplência do *trade credit* destas empresas, individualmente por atividade.

3.3.3 Hipóteses de Pesquisa e objetos de estudo

As hipóteses de pesquisa em um estudo quantitativo, segundo Creswell (2010) investigam as relações entre as variáveis que o pesquisador deseja conhecer e o teste das mesmas envolve procedimentos estatísticos. As hipóteses que serão estudadas no capítulo 3 estão expostas no

Quadro 6 (3), conforme observa-se abaixo:

Quadro 6 (3): Hipóteses de pesquisa cap. 3

Proposição	Descrição
H01	As variáveis cadastrais são suficientes para explicar a probabilidade de <i>default</i> de <i>trade credit</i>
H02	As variáveis macroeconômicas influenciam a probabilidade de <i>default</i> para o <i>trade credit</i>
H03	Existe diferenças significativas entre os setores estudados na probabilidade de <i>default</i>

Fonte: O Autor (2017)

3.3.4 Procedimentos de Coleta e Técnicas de Análise dos Dados

A amostra inicial é composta de empresas que obtiveram crédito comercial, solventes e insolventes provenientes do cadastro de clientes de duas empresas brasileiras sediadas na região nordeste. A empresa comercial forneceu dados no período de 2013 a 2015 num universo de 1471 clientes em sua base de clientes. A empresa industrial continha no seu banco de dados 452 empresas no período de 2014.

A coleta de dados procedeu-se através de dados primários obtidos com os gestores das três empresas, com os dados de seus clientes através do cadastro dos clientes e relatórios de contas a receber.

3.4 Estudo de Caso I: Distribuidora de Alimentos

O primeiro estudo de caso trata-se de uma empresa comercial, cuja atividade principal consiste na distribuição de alimentos e bebidas e encerrou suas atividades ao final de 2015.

A análise de crédito era feita através de conferência do CNPJ (Cadastro Nacional de Pessoa Jurídica) das empresas e CPF (Cadastro de Pessoa Física) dos sócios no SPC (Serviço de Proteção ao Crédito) para verificar se havia alguma pendência, e após a primeira compra (que normalmente ocorria à vista) era feita uma visita à empresa para conferência das informações *in loco* antes da concessão do limite de crédito.

Nas próximas subseções serão apresentados os dados que foram utilizados nesta análise, bem como as variáveis que foram utilizadas para a regressão logística. Posteriormente, serão apresentados os resultados do modelo e ao final a conclusão deste ensaio.

3.4.1 Dados

A distribuidora de alimentos tem em sua base de clientes 1.472 empresas, destas foram utilizadas 116 empresas denominadas insolventes, com uma carteira de R\$ 65.989,48 em aberto com média de 285 dias de atraso, referentes à venda de mercadorias neste período.

O Banco de dados final foi composto por 196 empresas, pareadas entre solventes e insolventes, composto basicamente de empresas de pequeno e médio porte. Pode-se verificar o resumo das variáveis conforme Tabela 8 (3) com a estatística descritiva da amostra.

Tabela 8 (3): Estatística descritiva da amostra – Distribuidora de Alimentos

Variável	N		Média	Mediana	Moda	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
	Válido	Missing						
Idade	196,00	-	5,32	3,00	2,00	5,69	-	25,00
Limite Convênio	196,00	-	1.800,13	1.000,00	1.000,00	2.033,39	3,00	13.000,00
LN (Pib Municipal)	196,00	-	13,62	12,73	15,50	1,97	9,34	15,50
Ln (arrecadação tributária)	177,00	19,00	19,74	21,06	21,06	1,51	16,31	21,06
Ln (Fpm)	177,00	19,00	18,35	19,66	19,66	1,46	15,64	19,66

Fonte: O Autor (2017)

A escolha das variáveis cadastrais se deu pela conveniência que a ERP (*Enterprise Resource Planning*) de cada empresa tinha à disposição do gestor, que pudesse ser exportada para a formação de um banco de dados, e é este fato que a hipótese de pesquisa H01 irá testar.

Uma das preocupações que tentaram ser expostas na Hipótese H02, se as variáveis macroeconômicas influenciariam a probabilidade de *default* das empresas, conforme verificasse em Cuevas, Palacín-Sánchez e Di Pietro (2016), existe uma forte influência dos ciclos econômicos nos aumentos e diminuições de *trade credit*.

Desta forma, neste estudo exploratório foi decidido incluir variáveis, que remetessem à atividade setorial ou econômica de cada região que pudesse influenciar a maior ou menor probabilidade de inadimplência dos consumidores, para tal foram coletadas as seguintes variáveis:

- Arrecadação tributária – Receita tributária municipal, período de 2011, obtida no IPEADATA
- PIB Municipal – PIB a preços de mercado referente ao ano de 2010, obtido no IPEADATA
- FPM - Cota parte do fundo de participação municipal, referente ao período de 2011, obtido no IPEADATA

Por uma questão de disponibilidade dos dados, as variáveis macroeconômicas, coletadas no IPEADATA, não foram obtidos do ano corrente do estudo, sendo, portanto, uma limitação imposta pela falta dos mesmos atualizados no momento da elaboração deste trabalho.

Dentre as variáveis macroeconômicas, comumente se utiliza o produto interno para estudos relativos ao *trade credit*, uma das contribuições deste trabalho é ampliar esta discussão, incluindo outras variáveis relativas ao ambiente macro dentro das chances de inadimplência.

O Fundo de Participação Municipal, trata de um repasse governamental, com origem na emenda constitucional em 1965 e trata-se de um percentual do IR e IPI que é repassado aos municípios brasileiros, que pode ser aplicado de acordo com a destinação da autarquia municipal. O FPM trará informações, referentes à dependência governamental daquele município e os efeitos sobre as chances de *default*.

Como estava à disposição o CNPJ de cada empresa, foi possível complementar o Banco de dados, através de pesquisa individual no site da Receita Federal do Brasil, onde foi possível identificar a data de constituição das empresas, atividade principal e município de cada cliente da distribuidora. As atividades foram alocadas como variáveis *dummies*, com a atividade comercial sendo a categoria de referência, para a obtenção da resposta à hipótese de pesquisa H03.

3.4.2 Resultados

O modelo do primeiro estudo de caso produziu poder explicativo de 14,1% segundo o indicador *Nagelkerle R Square*, conforme pode-se verificar na Tabela 9 (3) cuja interpretação é semelhante ao coeficiente de determinação das regressões lineares, O modelo prevê a probabilidade de *default* do *trade credit* para a empresa distribuidora de alimentos, cujas variáveis explicativas foram: Limite, idade, LN (FPM) e LN (arrecadação tributária).

Tabela 9 (3): Sumário do modelo – Distribuidora de Alimentos

Sumário do Modelo			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Quadrado	Nagelkerke R Quadrado
1	225,59	,106	,141

Fonte: O Autor (2017)

Conforme verifica-se na Tabela 10 (3) foi realizado o teste de *Hosmer e Lemeshow* para verificar a qualidade do modelo. O teste não apresentou significância, denotando uma boa qualidade do modelo.

Tabela 10 (3): Teste de Hosmer e Lemeshow – Distribuidora de Alimentos

Hosmer and Lemeshow Test			
Passo	Chi-Quadrado	df	Sig.
1	11,313	8	,185

Fonte: O Autor (2017)

O modelo prevê corretamente 65,5% dos casos, se forem analisadas as empresas insolventes determinadas pelo modelo como insolventes, acerta 68,2% dos casos, enquanto a classificação das empresas solventes, classificadas corretamente em 62,9% dos casos, como pode-se observar na Tabela 11 (3) abaixo.

Tabela 11 (3): Tabela de Classificação – Distribuidora de Alimentos

Tabela de Classificação				
Observado		Previsto		
		Default		% corretos
		0	1	
Default	0	56	33	62,9
	1	28	60	68,2
Porcentagem Global				65,5

Fonte: O Autor (2017)

O modelo final, pode ser visto na tabela Tabela 12 (3) e teve como variáveis explicativas Limite, idade, LN (FPM) e LN (arrecadação tributária). As variáveis com impacto positivo no aumento das chances de inadimplência foram limite e LN (FPM), já as variáveis idade LN (arrecadação tributária) tiveram impactos negativos nas chances de inadimplência.

A variável limite de crédito, com efeito positivo, demonstra que quanto maior o limite atribuído, maiores as chances de inadimplência. Em tese, as empresas que tiveram maiores limites de crédito incorreram em inadimplência, o que pode demonstrar viés na atribuição dos limites pela empresa, que recomenda revisão metodológica nestes limites de crédito.

A idade da empresa, como esperado, atua de maneira contrária as chances de inadimplência, quanto mais velha empresa, menores as chances de entrar em *default*. A razão das chances indica que cada ano adicional diminui em 5,4% as chances de inadimplência.

Salienta-se que as empresas mais jovens buscam financiamento de seus fornecedores diante de dificuldades de acesso a outros recursos (CUEVAS; PALACIN-SANCHEZ; DI PIETRO, 2016).

O logaritmo dos repasses do fundo de participação municipal, com uma defasagem de 4 anos, indica que uma variação positiva marginal nessa variável aumenta em 7,48 as chances de inadimplência. Ou seja, municípios que recebem maiores recursos em tese teriam maior dependência e portanto, maior fragilidade econômica.

Analisando o LN (arrecadação tributária), com uma defasagem de quatro anos, o aumento marginal desta variável reduz em 83,2% as chances de inadimplência. O resultado expressa que os municípios com maiores arrecadações, ou seja, com maior atividade econômica reduziriam as chances de inadimplência, portanto demonstrando a importância da dinâmica econômica da localização para menores inadimplências do *trade credit*.

Tabela 12 (3): Variáveis do Modelo – Distribuidora de Alimentos

Variáveis	B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
Limite	,000	,000	5,707	1	,017	1,000
Idade	-,055	,029	3,685	1	,055	,946
ln (FPM)	2,013	1,056	3,631	1	,057	7,482
ln(arrecadação tributária)	-1,782	1,019	3,057	1	,080	,168
Constante	-1,907	2,188	0,760	1	,383	,148

Fonte: O Autor (2017)

A equação obtida com o modelo pode ser visualizada na equação (17), onde são obtidos os coeficientes significantes para a probabilidade de *default* do *trade credit* da distribuidora de alimentos.

$$Y_i = \frac{1}{1 + e^{-(2,59E^{-4} \text{Limite}_i - 0,055 \text{Idade}_i + 2,01 \text{LN}(\text{FPM})_i - 1,78 \text{LN}(\text{Arrecadação tributária})_i)}} \quad (17)$$

3.5 Estudo de Caso II: Indústria de Cimento

A empresa objeto de estudo deste segundo caso é uma Indústria de cimento, a mesma se localiza na região nordeste, no estado de Alagoas e no momento em que foi realizada a coleta e análise, estava em operação. O processo de análise de crédito, é realizado basicamente através de consultas ao sistema do Serasa, além de um setor de análise de crédito interno da empresa. Os índices de inadimplência da empresa são de 24,11%, perfazendo valores de R\$ 476.472 na amostra inicial fornecida pelo gestor, contendo 452 clientes, entre pessoas físicas e jurídicas.

As mercadorias que são vendidas pela empresa, eram comercializadas com prazos médios de 15 dias, atualmente a empresa trabalha com prazo médio de 20 dias. O crédito se dá por meio dos prazos de pagamento fornecidos aos clientes, que porventura tenham sido contemplados por algum limite positivo e dentro do valor da compra, os limites são estabelecidos pelo setor de cobrança da empresa e sua validade atualmente passa por uma revisão do setor financeiro a cada três meses.

Nas subseções seguintes serão apresentados os dados da amostra e resultados obtidos, em seguida serão feitas considerações finais acerca do ensaio.

3.5.1 Dados

Para o segundo estudo de caso, foram utilizados dados provenientes do cadastro de clientes, os dados primários foram obtidos com os gestores desta empresa, através do seu sistema e tratados para a análise. Inicialmente existiam 452 observações contidas no cadastro, porém, algumas inconsistências encontradas no banco de dados fizeram com que boa parte dos mesmos tivessem que ser eliminados da amostra final.

Na amostragem final, foram considerados 141 empresas, onde foram eliminadas inicialmente as pessoas físicas e posteriormente, tratados os *outliers*. Para o tratamento dos *outliers* foram considerados *missings* os valores que prosseguiam as seguintes características:

- Limite de crédito Inferior a Zero
- Maior compra Inferior a zero
- Número de compras igual a zero
- Maior atraso menor que zero

Para complementar a base de dados, de maneira comparativa ao primeiro estudo de caso, foram coletadas individualmente, após consulta ao CNPJ, a atividade principal, data de constituição da empresa e município.

As variáveis macroeconômicas foram obtidas mediante a definição da localização de cada município, através da obtenção do PIB municipal, arrecadação tributária e fundo de participação municipal. O objetivo era agregar às características cadastrais indicativos das regiões econômicas em que os clientes se localizam, com renda, dependência econômica do estado e capacidade de geração de receita tributária, testando a Hipótese de pesquisa H02.

O fundo de participação dos municípios (FPM), instituído no art. 159, inciso I, alínea “b” da Constituição Federal, trata-se de uma transferência governamental para os municípios brasileiros, seu fundo é composto de 23,5% da arrecadação do Imposto de renda sobre

proventos de qualquer natureza, e impostos sobre produtos industrializados, onde são deduzidos 15% para o FUNDEF (Fundo de Manutenção e Desenvolvimento do Ensino Fundamental e de valorização do Magistério), cujo critério de rateio entre os municípios vigentes, parte da quantidade de habitantes que cada município possui, leva aspectos como renda per capita e localização do município também em sua consideração (VELOSO, 2008).

Pode-se observar as variáveis selecionadas e sua estatística descritiva na Tabela 13 (2) abaixo:

Tabela 13 (3): Estatística descritiva da amostra – Indústria

	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
Idade	141	-	48,00	9,36	9,00
Limite de Crédito	141	-	170.000,00	5.428,99	16.451,52
Maior Compra	141	2,06	16.191,20	4.988,86	2.720,47
Média de Atraso	141	-	60,50	3,09	7,33
Nº de Compras	141	1,00	47,00	6,40	8,66
Saldo (Titulo)	141	-	113.217,39	5.251,79	12.868,65
Maior Atraso	141	-	106,00	9,57	18,25
Ln (pib)	132	8,88	15,50	12,98	2,18
Ln (arrecadação)	116	11,31	19,28	16,64	2,50
Ln (fpm)	116	15,64	19,66	17,96	1,54

Fonte: O Autor (2017)

Após a composição da amostra final, a regressão logística foi realizada por meio do Software SPSS®, cujos resultados são expostos na seção seguinte.

3.5.2 Resultados

O modelo resultou em um poder explicativo dado pelo indicador *Nagelkerke R²* de 42,6%, das variações na probabilidade de inadimplência dos clientes da indústria quanto ao seu *trade credit*.

Tabela 14 (3): Sumário do modelo – Indústria

Sumário do Modelo			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Quadrado	Nagelkerke R Quadrado
1	116,213	,319	,426

Fonte: O Autor (2017)

O modelo mostrou-se adequado, de acordo com o teste de Hosmer e Lemeshow, refutando a hipótese nula, como é possível verificar na Tabela 15 (3). Para obter melhor ajuste, foi selecionada a regressão logística sem a presença da constante, melhorando o percentual de acertos global do modelo e adequação aos testes de *Hosmer e Lemeshow*.

Tabela 15 (3): Teste de Hosmer e Lemeshow – Indústria

Teste de Hosmer e Lemeshow			
Passo	Chi-Quadrado	df	Sig.
1	10,960	7	,140

Fonte: O Autor (2017)

O modelo prevê de maneira correta 75% dos casos, oferecendo uma boa resposta, contudo, é importante frisar que na classificação dos clientes inadimplentes que foram classificados como inadimplentes foi de apenas 51,1%, sendo um resultado pouco promissor, pois este deveria ser maximizado para evitar possíveis *defaults*. Tais resultados podem certamente ser otimizados com uma composição de maiores informações acerca das empresas, como dados contábeis e financeiros. Quanto aos clientes adimplentes classificados corretamente foram classificados de forma assertiva em 90,1% dos casos.

Tabela 16 (3): Tabela de classificação – Indústria

Tabela de Classificação				
Observado		Previsto		
		Default		% corretos
		0	1	
Default	0	64	7	90,1
	1	22	23	51,1
Porcentagem Global				75,0

Fonte: O Autor (2017)

Os resultados encontrados de acordo com o modelo após os testes podem ser vistos na Tabela 17 (3) e indicam que as variáveis: média de atraso, número de compras, saldo de títulos e LN (FPM) foram significativas para o modelo, sendo o logaritmo do fundo de participação municipal, com uma defasagem de quatro anos, a única variável que atua a reduzir a probabilidade de inadimplência das empresas, os aumentos em uma unidade do logaritmo dos repasses do FPM reduzem em 9,8% as chances de inadimplência.

As demais variáveis tiveram impactos positivos. Tal resultado dá indícios de que os municípios com maiores repasses governamentais, gerariam melhores condições empresariais em primeira ordem, se analisado quanto a atividade da empresa, que gira em torno da construção civil, lugares com maiores repasses poderiam ter, em tese mais obras públicas, consequentemente maior consumo governamental e empresarial.

Frisa-se que a média de atraso teve impacto marginalmente significativo, porém cabe destacar que a mesma teve efeito positivo aumentando em 1,06 as chances de inadimplência, ou seja, em 6,2%. Nota-se que quanto maior a média de dias que a empresa está em atraso, maiores as chances de entrar em *default*. O resultado, embora esperado, vem de encontro a algumas práticas que eram executadas nas empresas pesquisadas, que mantinham as vendas e prazos para clientes inadimplentes, mesmo com títulos em atraso.

A frequência de compras dos clientes mostrou impacto positivo na probabilidade de inadimplência, a razão das chances foi a maior do modelo, denotando 1,34 vezes mais chances de inadimplência conforme aumenta a frequência de compras. Este fato levanta a hipótese de que os clientes desta empresa que estavam em *default*, poderiam estar forçando um limite de crédito ou prazos maiores para posteriormente entrar em estado de *default*, ou até mesmo utilizando o crédito dado pelo fornecedor para alavancar suas vendas, sem, contudo, conseguir honrar os seus compromissos posteriormente.

A quantidade de compras, em tese, era esperado que oferecessem menores chances de inadimplência, pela maior proximidade e relação entre o cliente e fornecedor, mas o seu sinal positivo pode também indicar um viés na seleção do crédito, sendo uma análise no limite que fora oferecido aos clientes de maior frequência de compras.

O Saldo em títulos, teve impactos positivos na probabilidade de inadimplência das empresas estudadas, esperava-se que a mesma tivesse impactos positivos, dada a tese de que ao enfrentar períodos de recessão, as empresas se autofinanciam promovendo *defaults* com seus fornecedores, conforme citam Boissay e Gropp (2007).

Tabela 17 (2): Variáveis do Modelo – Indústria.

Variáveis	B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
Média Atraso	,061	,040	2,282	1	,131	1,062
Número de compras	,295	,076	14,967	1	,000	1,343
Saldo em Títulos	,000	,000	3,026	1	,082	1,000
LN (FPM)	-,103	,022	22,984	1	,000	0,902

Fonte: O Autor (2017)

Pode-se observar a equação (18), que descreve os coeficientes significantes para a probabilidade de default do *trade credit* da indústria de cimento.

$$Y_i = \frac{1}{1 + e^{-(0,61\text{Média de atraso}_i + 0,295\text{N}^\circ \text{ de compras}_i + 9,7E^{-5} \text{ Saldo em títulos}_i - 0,103\text{LN(FPM)}_i)}} \quad (18)$$

3.6 Considerações Finais

O segundo ensaio buscou desenvolver um modelo de previsão de *default* para o *trade credit* ofertado por duas empresas de pequeno porte localizadas na região Nordeste, verificando além dos dados cadastrais à disposição dos gestores, variáveis macroeconômicas nas chances de insolvência.

Os resultados apontam que as empresas possuem em suas bases de dados, a possibilidade de modelar *a priori* as chances de inadimplência do *trade credit*. Os modelos comercial e industrial apresentaram percentual de acerto globais de 65,5% e 75%, respectivamente. Ao longo deste estudo, foi possível verificar a dificuldade dos gestores da sistematização desta informação, contábil e cadastral, para servir aos interesses das entidades na alocação do seu crédito.

Embora ambas bases de dados tivessem variáveis em comum à disposição, para o modelo da empresa comercial, foram significativos: Limite de crédito, idade, LN (FPM) e LN (arrecadação tributária). Já para o modelo da indústria foram significativos a média de atraso, número de compras, saldo de títulos e LN(FPM), o que nos leva a crer que a atividade econômica do produto ofertado é afetada de maneira heterogênea entre os setores econômicos. No entanto, o setor dos clientes não se mostrou significativo para o aumento ou diminuição do *default*.

Para o modelo da distribuidora de alimentos, empresas mais velhas e cujas sedes eram de municípios com maiores arrecadações governamentais, possuíam menores chances de inadimplência, já os clientes com maiores limites e de municípios com maiores repasses governamentais teriam em tese maiores chances de inadimplência.

Com relação à indústria, clientes localizados em municípios com maiores repasses apresentaram menos chances de inadimplência, já os que tinham maior média de atraso, maior frequência de compras e maior saldo em títulos, tiveram maiores chances de entrar em estado de *default*.

A hipótese de pesquisa H01 pôde ser aceita, para as empresas de comércio de alimentos e a indústria de cimento. As variáveis macroeconômicas, estatisticamente significantes, como LN (FPM) e LN (arrecadação tributária), apresentaram influência nas chances de inadimplência o que leva a aceitar a hipótese H02.

Um resultado interessante foi a ambiguidade da variável LN (FPM), cujo impacto foi positivo para a distribuidora de alimentos e negativo para a indústria. Tais resultados indicam que possivelmente existe uma relação de dependência nas vendas de obras públicas via repasses governamentais. Isso causaria melhores condições para os municípios com maior participação no fundo para a atividade de venda de cimento, o que provou ser o oposto para a distribuidora de alimentos, onde quando maior os repasses governamentais, maior as chances de inadimplência.

As *dummies* setoriais não demonstraram significância estatística, sem figurar nos modelos finais, portanto refutando a hipótese H03, para o *default* do *trade credit*, o setor das empresas não foi significativo para a explicação do *default*.

Modelar o risco de inadimplência *a priori* pode ser uma vantagem competitiva no exercício da atividade econômica, sendo possível elencar como contribuições deste trabalho: a aplicação do conceito de previsão de insolvência à temática do *trade credit*, trazendo a luz a grande dificuldade prática que os gestores enfrentam ao ter que dispor de prazos de pagamento aos seus clientes, frente ao risco da inadimplência.

O trabalho contribui com a literatura, trazendo a discussão do *trade credit*, para a realidade das empresas de pequeno e médio porte, que concedem no seu dia a dia o crédito comercial, e que poderiam otimizar sua análise de risco, mensurando as características de seus clientes para mitigar os índices de inadimplência.

Como limitação deste estudo, é possível apontar a defasagem das variáveis macroeconômicas e a ausência dos dados contábeis dos clientes destas empresas, que poderiam trazer outros resultados à tona.

Sugere-se para trabalhos futuros, analisar além dos dados cadastrais, os indicadores contábeis de liquidez, rentabilidade, endividamento para investigar possíveis relações entre os mesmos e o *default* do *trade credit*.

Referências

- AHMED, J. A. L. E. E. L.; XIAOFENG, H.; KHALID, J. Determinants of trade credit: The case of a developing economy. **European Researcher**, v. 83, n. 9-2, p. 1694-1706, 2014.
- ALPHONSE, P.; DUCRET, J. SÉVERIN, E.; **When Trade Credit Facilitates Access to Bank Finance: Evidence from US Small Business Data**. Working Paper, 2004.
- ALTMAN, E. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of business failure. **Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, Sep. 1968.
- ARAÚJO, M. **Simulação de Monte Carlo para Cálculo do Var: o Uso da Amostragem Descritiva**. 2001. 120f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Instituto COPPEAD de Administração, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2001.
- BALCAEN, S.; OOGHE, H. 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. **The British Accounting Review**, v. 38, n. 1, p. 63-93, 2006.
- BARROS, J. **Aplicação de Modelos de Previsão de Insolvência nas Operadoras de Planos de Saúde do Brasil**. 2013. Dissertação (Mestrado em Administração) – Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa, Vitória, Espírito Santo, 2013.
- BERNANKE, B. S.; GERTLER, M. Inside the Black Box: The Credit Channel of Monetary Policy Transmission. **Journal Economic Perspectives**, v. 9, n. 4, p. 27-48, 1995.
- BIAIS, B.; GOLLIER, C. Trade Credit and Credit Rationing. **Review of Financial Studies**, v. 10, n. 4, p. 903-957, 1997.
- BOISSAY, F.; GROPP, R. **Trade credit defaults and liquidity provision by firms**. Germany: European Central Bank, 2007.
- BRITO, G. A. S.; ASSAF NETO, A. Modelo de Classificação de Risco de Crédito de Empresas. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 19, n. 46, p. 18-29, 2008.
- BRUNI, A. L.; MURRAY, A. D.; FAMÁ, R. Modelos Brasileiros Preditivos de Risco de Crédito: Um Estudo Exploratório Atual sobre as suas Eficácias. **Periódico Tema**, n. 32, p. 148-167, jan./ jun. 1998.
- BRUNI, A. L.; FUENTES, J.; FAMÁ, R. Risco de Crédito: Evolução Teórica e Mecanismos de Proteção Desenvolvidos nos Últimos Vinte Anos. In: SemeAd - Seminários de Administração da FEA/USP, 2, 1997, São Paulo. **Anais...** São Paulo: FEA/USP, 1997.
- BUKART, M.; ELLINGSEN, T. In-Kind Finance: A Theory of Trade Credit. **The American Economic Review**, v. 94, n. 3, p. 569-590, 2004.

CUEVAS, F. J. C.; PALACÍN-SÁNCHEZ, M. J.; DI PIETRO, F. Efectos del ciclo económico en el crédito comercial: el caso de la pyme española. **European Research on Management and Business Economics**, v. 22, n. 2, p. 55-62, 2016.

CARNEIRO, J. M. **Modelo de previsão de insolvência de concessionárias de ferrovias no Brasil**. 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental) – Universidade de Brasília, Brasília, 2011.

CARVALHO, C. J.; SCHIOZER, R. F. Determinantes da Oferta e Demanda de Créditos Comerciais por Micro, Pequenas e Médias Empresas. **Revista de Contabilidade e Finanças**, v. 26, n. 68, p. 208-222, 2015.

CARVALHO, J.; DIVINO, J. A.; ORRILLO, J. Determinantes do Requerimento de Colateral em Empréstimos Empresariais. **Revista Brasileira de Economia (RBE)**, v. 68, n. 1, p. 5-18, 2014.

CASTRO JÚNIOR, F. H. F. de. **Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. 2003. Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

CRESWELL, J. W. **Projeto de Pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto**. 3. ed. Porto Alegre: Artmed, 2010.

CUÑAT, V. Trade Credit: Suppliers as Debt Collectors and Insurance Providers. **The Review of Financial Studies**, v. 20, n. 2, p. 491–527, 2007.

DAI, B.; YANG, F. Monetary policy, accounting conservatism and trade credit. **China Journal of Accounting Research**, v. 8, n. 4, p. 295-313, 2015.

DONATELLI, G. D.; KONRATH, A. C. Simulação de Monte Carlo na avaliação de incertezas de medição. **Revista de Ciência & Tecnologia**, v. 13, n. 25/ 26, p. 5-15, 2005.

ELIZABETSKY, R. **Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial**. 1976. 190 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 1976.

FABBRI, D.; KLAPPER, L. Bargaining power and trade credit. **Journal of Corporate Finance**, v. 41, p. 66-80, 2016.

FABBRI, D.; MENICHINI, A. M. Trade Credit, Collateral Liquidation, and Borrowing Constraints. **Journal of Financial Economics**, 96, p. 413-432, 2010.

FERREIRA, J. A. S. **Finanças corporativas: conceitos e aplicações**. São Paulo: Pearson, 2005.

FISMAN, R.; LOVE, I. Trade Credit, Financial Intermediary Development, and Industry Growth. **The Journal of Finance**, v. 58, n. 1, p. 353-374, 2003.

GARCIA, S.; LUSTOSA, P. R. B.; BARROS, N. R. Aplicabilidade do método de simulação de Monte Carlo na previsão dos custos de produção de companhias industriais: o caso da companhia vale do rio doce. **Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 4, n. 10, p. 152-173, 2010.

GARCÍA-TERUEL, P. J.; MARTÍNEZ-SOLANO, P. M. Effects of working capital management on SME profitability. **International Journal of Managerial Finance**, v. 3, n. 2, p. 164-177, 2007.

GERTLER, MARK, & GILCHRIST, SIMON. 1993. The Role of Credit Market Imperfections in the Monetary Transmission Mechanism: Arguments and Evidence. **Scandinavian Journal of Economics**, 95, 43–64.

GITMAN, L. J. **Princípios da Administração Financeira**. São Paulo: Pearson, 2009.

GOTO, S.; XIAO, G.; XU, Y. As told by the supplier: Trade credit and the cross section of stock returns. **Journal of Banking & Finance**, v. 60, p. 296-309, 2015.

GREENE, W. H. **Econometric Analysis**. New York: Prentice-Hall, 1997.

GUIMARÃES, A. L. S.; ALVES, W. O. Prevendo a Insolvência de Operadoras de Planos de Saúde. **Revista de Administração de Empresas**, n. 4, v. 49, p. 459-471, 2009.

GUIMARÃES, A.; MOREIRA, T. B. S. Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante. **Revista de Economia Contemporânea**, v. 12, n. 1, p. 151-178, 2008.

GUM. Guia para a Expressão da Incerteza de Medição. 3a . ed. bras. do Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement. Rio de Janeiro: **INMETRO**, ABNT, 2003.

HAMMERSLEY, J. M.; HANDSCOMB, D. C. **Monte Carlo Methods**. London: Methuen & Co Ltd, 1964.

HUNTER, J.; ISACHENKOVA, N. Aggregate economy risk and company failure: An examination of UK quoted firms in the early 1990s. **Journal of Policy Modeling**, v. 28, n. 8, p. 911-919, 2006.

JACKSON, R. H. G.; WOOD, A. The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. **The British Accounting Review**, v. 45, n. 3, p. 183-202, 2013.

JAFFE, D. **Credit Rationing and the Commercial Loan Market**. New Jersey: John Wiley and Sons, 1971.

KANITZ, S. C. Como prever falências de empresas. **Revista Exame**. São Paulo, abril, dez. 1974. Disponível em: <http://pt.scribd.com/doc/61123852/ComoPreverFalenciaEmpresa-Kanitz-2>> Acesso em: 13 jun. 2016.

MÁRIO, P. do C. **Contribuição ao estudo da solvência empresarial: uma análise de modelos de previsão - estudo exploratório aplicado em empresas mineiras.** 2002. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) – Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, 2002.

MARTINS, M. S. **A previsão de insolvência pelo modelo de Cox: uma contribuição para a análise de companhias abertas brasileiras.** 2003. Dissertação (Mestrado em Administração) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, 2003.

MATEUT, S.; MIZEN, P.; ZIANE, Y. Inventory composition and trade credit. **International Review of Financial Analysis**, v. 42, p. 434-446, 2015.

MELTZER, A. H. Mercantile Credit, Monetary Policy, and Size of Firms. **The Review of Economics and Statistics**, v. 42, n. 4, p. 429-437, 1960.

MIAN, S. L.; SMITH JÚNIOR, C. W. Accounts Receivable Management Policy: Theory and Evidence. **The Journal of Finance**, v. 47, n. 1, p. 169-200, 1992.

NASCIMENTO, S.; PEREIRA, A. M.; HOELTGEBAUM, M. Aplicação dos Modelos de Previsão de Insolvências nas Grandes Empresas Aéreas Brasileiras. **Revista de Contabilidade do Mestrado em Ciências Contábeis da UERJ**, v. 15, n. 1, p. 40-51, 2011.

NG, C. K.; SMITH, J. K.; SMITH, R. L. Evidence on the Determinants of Credit Terms Used in Interfirm Trade. **Journal of Finance**, v. 54, n. 3, p. 1109-1129, 1999.

NILSEN, J. Trade credit and the bank lending channel, **Journal of Money, Credit and Banking**, v. 34, n. 1, p. 226-253, 2002.

OLIVEIRA, G. A. S. Determinantes Domésticos do Antidumping no Brasil? Proteção, Concorrência e Desempenho Econômico: Uma Análise com Variável Binária e Dados em Painel. In: Encontro Nacional de Economia (ANPEC), 40, 2012, Porto de Galinhas. **Anais...** Porto de Galinhas, PE: ANPEC, 2012.

OLIVEIRA, M. R. G. de.; MEDEIROS NETO, L. B. de. Simulação de Monte Carlo e valuation: uma abordagem estocástica. **Revista de Gestão**, v. 19, n. 3, p. 449-466, 2012.

ORGLER, Y. E. A Credit Scoring Model for Commercial Loans. **Journal of Money, Credit and Banking**, v. 2, n. 4, p. 435-445, Nov. 1970.

PALMUTI, C. S.; PICCHIAI, D. Mensuração do risco de crédito por meio de análise estatística multivariada. **Economia Ensaios**, v. 26, n. 2, p. 7-22, 2012.

PEREIRA, V. S.; MARTINS, V. F. Estudos de previsão de falências - uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v. 12, n. 26, p. 163-196, 2016.

PETERSEN, M.; RAJAN, R. Trade Credit: Theories and Evidence. **Review of Financial Studies**, v. 10, n. 3, p. 661-691, 1997.

- PETERSEN, M.; RAJAN, R. The Benefits of Lending Relationships: Evidence from Small Business Data. **The Journal of Finance**, v. 49, n. 1, p. 3-37, Mar. 1994.
- SANTOS, J.; SILVA, A. The Determinants of Trade Credit: A Study of Portuguese Industrial Companies. **International Journal of Financial Research**, v. 5, n. 4, p. 128-138, 2014.
- SANVICENTE, A.; MINARDI, A. M. A. F. **Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas**. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Working Paper, 1998.
- SCALZER, R. S.; RODRIGUES, A.; SILVA MACEDO, M. Á. da. Insolvência empresarial: um estudo sobre as distribuidoras de energia elétrica brasileiras. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v. 12, n. 27, p. 27-60, 2015.
- SCHIOZER, R. F.; BRANDO, J. A. P. A Oferta do Trade Credit pelas Empresas Brasileiras de Capital Aberto. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 9, n. 4, p. 585-612, 2011.
- SCHWARTZ, R. A. An Economic Model of Trade Credit. **The Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 9, n. 4, p. 643-657, Sep. 1974.
- SEIFERT, D.; SEIFERT, R. W.; PROTOPAPPA-SIEKE, M. A review of trade credit literature: Opportunities for research in operations. **European Journal of Operational Research**, v. 231, n. 2, p. 245-256, 2013.
- SILVA, J. O.; WIENHAGE, P.; SOUZA, R. P. S. de; BEZERRA, F. A.; LYRA, R. L. W. C. de. Capacidade Preditiva de Modelos de Insolvência com Base em Números Contábeis e Dados Descritivos. **Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade (REPeC)**, v. 6, n. 3, p. 2012.
- SOARES, R. A.; REBOUÇAS, S. M. D. P. Avaliação do Desempenho de Técnicas de Classificação Aplicadas à Previsão de Insolvência de Empresas de Capital Aberto Brasileiras. **Revista ADM.MADE**, v. 18, n. 3, p. 40-61, 2014.
- SOUZA, J. G. M.; ALMEIDA, A. N.; SOUSA, R. R. C.; CAMPOS, N. S.; ALMEIDA, A. R. S. S. Incerteza da viabilidade econômica de um projeto portuário: uma aplicação da simulação de monte carlo. In: Simpósio de Engenharia de Produção (SIMPEP), 21, 2014, Bauru - SP. **Anais...** São Paulo: UNESP, 2014.
- TSURUTA, D. Bank Loan Availability and Trade Credit for Small Businesses during the Financial Crisis. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, v. 55, p. 40-52, Jan. 2015.
- TSURUTA, D., UCHIDA, H. **Real Driver of Trade Credit**. REITI Discussion Paper Series, May 2013.
- WILNER, B. S. The exploitation of relationships in financial distress: The case of trade credit. **Journal of Finance**, v. 55, n. 1, p. 153-178, Feb. 2000.

WOOLDRIDGE, J. M. **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**. Cambridge: The MIT Press, 2001.

VELOSO, J. F. A. **As transferências intergovernamentais e o esforço tributário municipal**: uma análise do fundo de participação dos municípios (FPM). 2008. 113f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2008.

VIRGILLITO, S. B.; FAMÁ, R. A Análise Estatística Multivariada na Previsão de Insolvência de Empresas. **Revista Administração em Diálogo**, v. 4, n. 1, p. 1-27, 2002.

YIM, J.; MITCHELL, H. Comparison of country risk models: hybrid neural networks, logit models, discriminant analysis and cluster techniques. **Expert Systems with Applications**, v. 28, n. 1, p. 137-148, 2005.

ZIMNOCH, G. **Relação entre a taxa Selic e o índice Bovespa**. 2012. Trabalho de Conclusão de Curso (Especialização em Finanças) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, 2012.

Apêndice

Tabela 18: Seleção inicial da amostra - Ensaio I

Código	Empresa Insolvente	Setor	Ano do <i>default</i>	Status CVM	Código	Empresa solvente
CHAP3	CHAPECO	Alimentos e Beb	2005	FALIDA	GRNL3	Granoleo
COBE3B	CONSTRUTORA BETER S/A.	Construção	2008	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	CALI3	Const A Lind
SULT3	CONSTRUTORA SULTEPA S/A	Construção	2015	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	TRIS3	Trisul
IGBR3	GRADIENTE	Eletroeletrônicos	2010	EM RECUPERAÇÃO EXTRAJUDICIAL EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	SPRI3	Springer
CELP3	CELPA	Energia Elétrica	2012	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	GPAR3	Celgpar
ENEV3	ENEVA SA	Energia Elétrica	2015	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	PALF3	Cia Paulista de Força e Luz
REDE3	REDE ENERGIA	Energia Elétrica	2012	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	TBLE3	Tractebel
BNAC3	NACIONAL BANCO GPC PARTICIPACOES SA	Finanças e Seguros	1996	LIQUIDAÇÃO EXTRAJUDICIAL EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	BRIV3	Alfa Invest
GPCP3		Adm de empresa e participações	2013	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	IDNT3	Ideiasnet
INEP3	INEPAR	Outras indústrias	2014		VAGR3	V-Agro
LARK3	LARK SANSUY S.A.	Conserto e manutenção de equipamentos	2013	FALIDA	FTRT3B	Futuretel
SNSY3	INDÚSTRIA DE PLÁSTICOS	Indústria de produtos plásticos	2006	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	PTPA3	Evora
OGXP3	OGX PETRÓLEO E GÁS S.A.	Petróleo e Gas	2014	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	CGAS3	Comgas
LUPA3	LUPATECH	Siderur & Metalur	2014	EM RECUPERAÇÃO EXTRAJUDICIAL	FESA3	Ferbasa

Código	Empresa Insolvente	Setor	Ano do <i>default</i>	Status CVM	Código	Empresa solvente
FBMC3	FIBAM	Siderur & Metalur	2014	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	MTIG3	Metal Iguaçu
MGEL3	MANGELS	Siderur & Metalur	2013	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	KEPL3	Kepler Weber
ATOM3	ATOM PARTICIPAÇÕES S.A	Telecomunicações	2014	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	CPTP3B	Capitalpart
OPDL3B	DALETH PARTICIPAÇÕES S.A.	Telecomunicações	2015	LIQUIDAÇÃO EXTRAJUDICIAL	OPTS3B	Sul 116 Part
STRP3	STAROUP	Têxtil	2008	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	ECPR3	Encorpar
BUET3	BUETTNER S/A - INDUSTRIA E COMERCIO	Têxtil	2011	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	CATA3	Ind Cataguas Fab Tecidos Carlos Renaux S/A
TXRX3	FAB TECIDOS C RENAUX	Têxtil	2011	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	FTRX3	
TEKA3	TEKA S.A.	Têxtil	2012	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	MRSL3	Marisol S/A
OSXB3	OSX BRASIL S.A.	Veículos e peças	2013	EM RECUPERAÇÃO JUDICIAL OU EQUIVALENTE	MYPK3	Ioehp-Maxion

Fonte: O Autor (2017)