



**ANÁLISE DOS FATORES CONDICIONANTES DE INADIMPLÊNCIA: PESQUISA  
APLICADA NA EMPRESA PITT JEANS**

**ANALYSIS OF CONDITIONING DEFAULT FACTORS: RESEARCH APPLIED ON PITT  
JEANS**

Juliani Rabutske Pereira <sup>1</sup>  
Christian Venzon <sup>2</sup>

**RESUMO**

Com o acesso ao crédito, indivíduos e empresas podem satisfazer sua capacidade produtiva, com isso estimulam o crescimento econômico do país. Dessa forma, a pesquisa possuiu como foco a área financeira da empresa PITT JEANS, localizada em Santa Cruz do Sul/RS. A pesquisa se propôs a avaliar como os fatores condicionantes de inadimplência utilizados pela empresa podem auxiliar para uma melhor gestão nas políticas de crédito. Para alcançar os objetivos estabelecidos, empregaram-se se três modelos de inadimplência por meio da técnica de regressão logística binária, utilizando como base amostral os 1545 clientes. A variável dependente foi definida pela qualidade do crédito, se adimplente ou inadimplente. Para as variáveis independentes, foram utilizadas treze das quais quatro demonstraram-se significativas perante o risco de inadimplência. Foi possível identificar que, quanto maior o valor recebido, menor será a probabilidade deste cliente se tornar inadimplente. Em contrapartida, quanto maior o índice de crescimento, maior a quantidade de boletos pagos e maior o índice de inadimplência a probabilidade deste cliente ser classificado como inadimplente aumentará.

**Palavras-chave:** Risco de crédito. Inadimplência. Regressão logística.

**ABSTRACT**

With the credit access, individuals and companies can satisfy their productive capacity, with this stimulating the economic growth of the country. By this way the research has focused on the financial area of the PITT JEANS company, located in Santa Cruz do Sul / RS. The research aimed to evaluate how the defaulting factors used by the company can help to better manage credit policies. To reach the established objectives, three models were used through the binary logistic regression technique, using as a sample basis the 1545 clients. The dependent variable was defined by the credit quality, if nondefault or defaulter. For the independent variables, thirteen were used, of which four were significant in view of the risk of default. It was possible to identify that the higher the amount received, lower will be the probability of this customer becoming defaulter. In contrast, the higher is the growth rate, the greater the quantity of invoices paid and the higher the default rate, the probability that this customer will be classified as defaulter will increase.

<sup>1</sup> Graduanda do Curso de Administração da Faculdade Dom Alberto.

<sup>2</sup> Professor Orientador - Administrador, MBA em Gestão Empresarial, Esp. em Educação Superior. Faculdade Dom Alberto- Santa Cruz do Sul/ RS. E-mail: christian.venzon@domalberto.edu.br.



**Keywords:** Credit risk. Defaults. Logistic regression.

## INTRODUÇÃO

Segundo Tsuru e Centa (2009), quando uma organização opta por comercializar seus produtos a prazo, a concessão de crédito a seus clientes é um dos fatores mais importantes a ser analisado, pois, para se conceder crédito a um cliente, é necessário criar critérios para verificar se o mesmo terá condições de honrar com o pagamento da obrigação adquirida. Do mesmo modo, é necessário definir o limite de crédito que será liberado a este cliente. De acordo com o autor, ao se conceder crédito, a organização também acaba cedendo ao cliente parte do seu patrimônio, ficando na perspectiva de que este patrimônio retorne em uma data pré-determinada.

Considerando a temática do crédito e inadimplência, a presente pesquisa foi aplicada na empresa Confecções Simon - Braun Ltda., - PITT JEANS. Fundada em 1967, em Santa Cruz do Sul/RS, a indústria confecciona e comercializa artigos do vestuário e complementos. Atualmente trabalha com quatro linhas de confecções: Pitt (masculino/feminino); San Diego (plus size); Culkin (linha mais acessível) e Pitt Teen (infanto-juvenil). Atuante no mercado da moda há mais de 50 anos, a PITT JEANS se faz presente em todos os estados brasileiros em mais de 2,5 mil pontos de venda, através de lojas multimarcas, sendo o ponto forte de sua venda nacional em cidades de até 150 mil habitantes. Quanto às exportações, o país onde há maior atuação é o Paraguai, com mais de 35 clientes, seguido pela Bolívia e Uruguai.

Considerando os aspectos apresentados e visando a uma melhor otimização do setor de crédito e cobrança da PITT JEANS, o estudo se propôs a identificar: Como os fatores condicionantes de inadimplência utilizados pela empresa podem auxiliar para uma melhor gestão nas políticas de crédito? Desse modo, este estudo apresenta como objetivo geral avaliar como os fatores condicionantes de inadimplência utilizados pela empresa podem auxiliar para uma melhor gestão nas políticas de crédito. De forma mais específica, objetiva-se identificar os fatores condicionantes de inadimplência utilizados pela empresa; estimar a influência das variáveis selecionadas sobre a inadimplência; sugerir melhorias ao setor de crédito e cobrança.



A pesquisa se justifica, pois, segundo pesquisa sobre Indicadores de Crédito das Micro e Pequenas Empresas do Brasil, realizada pelo SEBRAE em 2016, verificou-se que, em setembro/2015, 17,4% dos MEI (microempreendedor individual), 48,7% das ME (microempresas) e 72% das EPP (empresas de pequeno porte) encontravam-se endividadas. Possibilitar o fechamento das vendas por intermédio da concessão de crédito aos clientes se torna uma estratégia muito utilizada por diversas empresas, pois, assim, é possível impulsionar suas receitas, conservando uma carteira de clientes fiéis.

Diante desse cenário, o desafio é conceder crédito sem prejudicar a situação financeira da empresa. Amaral (2016) objetivou, em sua pesquisa, identificar os fatores condicionantes de inadimplência e de recuperação de crédito em uma carteira de clientes de um banco de desenvolvimento entre o período de novembro de 2009 a novembro de 2014, totalizando 20.241 operações de crédito. Para atingir tais objetivos, o autor, por intermédio da regressão logística, estimou um modelo de inadimplência e um modelo de recuperação de crédito. Os resultados obtidos apontaram uma colaboração dos fatores individuais, contratuais e relacionamento para determinação de ambos os modelos. A análise da influência desses fatores é capaz de aperfeiçoar a gestão do crédito no que tange à concessão do crédito e em relação aos procedimentos de cobrança.

Amaral (2016) ressalta ainda a carência de estudos sobre o tema de recuperação de crédito, enfatiza sua contribuição para a sustentabilidade das empresas. Através dele, se contribui para a gestão do crédito, reduzindo as perdas financeiras resultantes de *default* empresarial, gerando, assim, maior eficiência nas estratégias de cobrança.

Esta pesquisa foi estruturada em cinco partes. Na primeira, está a introdução, na qual foi apresentada uma contextualização acerca do tema e da empresa, justificando a importância da pesquisa. Na segunda, foi apresentado o embasamento teórico a respeito dos temas relevantes para o desenvolvimento desta pesquisa. O terceiro capítulo foi destinado para a metodologia, o qual possibilitou a identificação do método de trabalho, a estrutura e as limitações da pesquisa. O quarto capítulo é destinado à apresentação e análise dos dados coletados. Por fim, o último capítulo do estudo evidencia as conclusões e recomendações para trabalhos futuros.



## 1 REVISÃO DA LITERATURA

### 1.1 Crédito

Conforme Sandroni (2005), crédito trata-se de toda transação comercial por meio da qual o comprador recebe de imediato o bem ou serviço comprado, sendo o pagamento realizado após determinado período.

Segundo Tsuru e Centa (2009), devido ao aumento da concorrência no mundo dos negócios o mercado exige novos mecanismos, sendo que a aspiração de toda organização é vender e conseguir receber. Neste processo, o crédito torna-se altamente relevante, pois em seu conceito geral está associado a confiança que alguém conquista por suas qualidades e boa reputação.

Para Silva (2013), no ramo industrial, o crédito possui a função de facilitador nas vendas, pois viabiliza ao cliente comprar o bem desejado a prazo. Caso a indústria não disponha desta alternativa, a quantidade de vendas será menor, em consequência, o lucro será reduzido. Segundo o autor, a vantagem do crédito, sendo ele proporcionado por financiamento direto pelo próprio fabricante ou por intermédio de uma instituição financeira, certamente será um diferencial competitivo junto ao mercado.

Segundo Machado (2004), no momento em que uma empresa opta por vender seus produtos a prazo, o principal fator a ser analisado é o que se refere à concessão de crédito. O profissional se vê diante de três questões: a quem vender, quanto vender e em que condições vender. Nesse processo, dois aspectos são fundamentais: as fontes de informações disponíveis alinhadas com evolução econômica e a sensatez do profissional em analisar a solicitação do crédito. Para essa análise, é essencial que a empresa possua as informações necessárias e os métodos adequados, pois os analistas financeiros possuem o objetivo de minimizar o risco das vendas a prazo. É objetivo da análise de crédito indicar a quais clientes é possível conceder crédito e em quais proporções.

Conforme Santos (2012), nesse processo de concessão de crédito, a decisão fundamenta-se na experiência do administrador, nas informações adquiridas e na



sensibilidade do profissional quanto ao risco da venda a prazo. O autor aborda a teoria dos C's do Crédito:

**Caráter**, que se trata da avaliação histórica do comportamento do cliente quando à sua disposição em liquidar a dívida. Os dados históricos internos podem ser obtidos através de relatórios gerenciais onde constam a pontualidade, os atrasos, as renegociações e as perdas. Logo, as informações históricas externas são obtidas através de arquivos de empresas especializadas quanto à integridade do cliente junto ao mercado de crédito. (Exemplo: Serasa Experian).

**Capacidade**: refere-se ao potencial de compra frente ao crédito solicitado. Uma empresa somente obterá crédito se o mesmo for compatível com a sua capacidade de honrar a dívida.

**Capital**: retrata o grau de endividamento do cliente e de sua solidez financeira.

**Colateral**: trata-se da riqueza patrimonial apresentada pelo cliente, composta por bens (móveis e imóveis) e aplicações financeiras.

**Condições**: relacionado a fatores adversos e externos, variações apresentadas pela economia e que podem influenciar a capacidade de pagamento da dívida.

Silva (2013), borda um novo "C" - o Conglomerado, que se refere à análise não apenas de uma empresa distinta, mas da análise do conjunto, do conglomerado de empresas no qual a solicitante do crédito esteja inserida. Não basta conhecer somente a situação financeira de uma única empresa do grupo, é necessário que se conheçam as demais empresas para formar um conceito sobre a solidez e os riscos do conglomerado.

Braga (2008) salienta que, ao se conceder prazo para pagamento na indústria, é favorecido o escoamento da produção; no comércio, aumenta o giro dos estoques e permite as prestadoras de serviços aumentarem suas atividades. Em nosso país, os direitos da concessão de crédito são representados pelas duplicatas a receber. As duplicatas representam as parcelas ainda não liquidadas do crédito concedido, representam um ativo de alta liquidez, pois podem ser negociadas junto aos bancos comerciais ou servir de garantia em novos empréstimos.

Rodrigues (2012) conclui que o crédito torna-se uma ferramenta poderosa para as empresas no fechamento de negócios, pois não há necessidade de capitalização de



recursos previamente para a compra do produto. Deve-se ter em mente que, ao conceder crédito ao cliente para aquisição de produtos e serviços, é possibilitado ao mesmo que o pagamento seja realizado posteriormente, estando sujeito ao risco de inadimplência. Em caso de inadimplência, a empresa terá que cobrir essa dívida de alguma maneira: por meio de empréstimos ou até mesmo da liquidação dos próprios ativos em relação ao mercado.

## 1.2 Risco do crédito

Para Santos (2012), crédito é uma espécie de financiamento, por meio do qual as empresas conseguem realizar transações comerciais com seus clientes. Trata-se de um importante recurso estratégico, pois se conseguem alcançar os objetivos propostos pela administração financeira, ou seja, agregar valor ao patrimônio dos acionistas. De acordo com o autor, o crédito possui duas premissas básicas: a confiança e o tempo, pois este elo representa a promessa de pagamento de um bem adquirido em um período fixado para liquidação da dívida. Pelo fato de o crédito se tratar da entrega de um valor presente por uma promessa de pagamento incerta, surge na operação o risco, o que torna primordial que a empresa analise o potencial de compra de cada cliente.

Braga (2008) destaca, em sua teoria, que para se vender a prazo é necessário conceder crédito a seus clientes. Empresas entregam mercadoria ou prestam serviços em determinado momento e o comprador contrai a obrigação de liquidar o valor equivalente em uma data estabelecida. Devido à falta de pagamento, as vendas a prazo provocam riscos de atrasos e perdas, além disso, o setor de crédito e cobrança possui despesas adicionais. Ainda assim, a maioria das transações comerciais são realizadas a crédito, empresas concedem crédito a seus clientes, pois buscam aumentar o nível de operações, obter ganhos de escala, melhorar os custos fixos, deste modo, maximizando a riqueza.

Conforme Alves e Camargos (2010), o risco está presente rotineiramente em todas as ações de uma organização, pois a probabilidade de perda é intrínseca à operação de concessão de crédito, não podendo ser descartada. Desta forma, faz-se necessário reduzir o nível de incertezas, buscando opções que reduzam o risco de perda.

Para Machado (2004, p. 108), “risco é a probabilidade do resultado de uma ação ser diferente do esperado”. Conforme o autor, o administrador financeiro deve saber diferenciar



risco de incerteza. Risco ocorre quando uma decisão é baseada em informações objetivas e confiáveis. Já a incerteza resulta da falta de informações, sendo a decisão tomada de forma subjetiva. No processo de concessão de crédito, o profissional deve eliminar a incerteza, o que por sua vez não exclui a probabilidade de risco. O autor aborda, em sua teoria, dois tipos de riscos envolvidos na concessão de crédito: Risco da transação, quando o cliente fica inadimplente por motivos relativos à operação (inadequada avaliação de crédito, limite de crédito concedido acima da capacidade do pagador); e Risco de Mercado, quando a inadimplência se dá por fatores externos, que fogem ao alcance da organização (regulamentação política/fiscal).

Para Amaral (2016), a ampliação do crédito impulsiona a atividade econômica, no entanto, representa um risco a todo o Sistema Financeiro Nacional (SFN), ressaltando a relevância da gestão de crédito e da percepção da interferência de diversos coeficientes acerca do risco. Neste contexto, a gestão do risco do crédito deve englobar desde a análise para a concessão de crédito, abrangendo a análise de risco, até o retorno total do crédito concedido, contendo as intervenções de cobrança para a recuperação do crédito nos casos de inadimplência. Segundo o autor, para o retorno efetivo do crédito cedido, faz-se necessário o acompanhamento permanente da carteira de clientes, identificando potenciais operações problemáticas, e da cobrança eficaz dos clientes inadimplidos.

De acordo com Guimarães e Souza (2007), configura-se como atividade de risco toda concessão de crédito devido às diversas variáveis que permeiam o devedor no que tange à sua pretensão e capacidade de pagamento. Desse modo, a probabilidade de inadimplência pelo devedor configura-se como risco determinante na concessão de crédito. De acordo com Fachini (2005), o percentual de inadimplência está associado ao risco das operações de crédito, pois, com a abertura de novos clientes na carteira de crédito, o percentual de inadimplência pode oscilar.

Tsuru e Centa (2009) aborda que a análise de crédito permite à empresa compreender quais são os riscos inseridos no negócio pelo cliente, no que ele pode deixar de obter receita, consequentemente, de que maneira a empresa concedente de crédito venha a perder o patrimônio que está cedendo, pelo não cumprimento das obrigações do



cliente. A análise viabiliza um parecer crítico a respeito de um cliente, bem como, as probabilidades de êxito ou fracasso da transação.

Brito e Assaf (2008) constata ênfase maior na utilização de modelos quantitativos como base para as decisões de concessão de crédito e a gestão das carteiras de clientes. Os modelos de risco de crédito integram as informações aos gestores, auxiliando para que os mesmos tomem decisões que sigam as orientações estabelecidas nas políticas de crédito da empresa. Segundo Perera *et al.* (2010), ao se conceder crédito, o credor assume o risco de perder a quantia envolvida no negócio, sendo este risco relacionado com a oportunidade de ganho. Porém, quando o risco de perda é maior que a probabilidade de ganho, o negócio não se realiza.

### 1.3 Regressão Logística

Regressão Logística é o método mais utilizado no mercado para o desenvolvimento de modelos de *credit scoring* (CROOK *et al.*, 2007).

Através do estudo dos modelos de regressão logística, é possível estipular a probabilidade de ocorrência da variável dependente, de acordo com cada categoria da variável independente (FIGUEIRA, 2006). Para Gonçalves, Gouvêa e Mantovani (2013), nos modelos de regressão logística, a variável dependente é, geralmente, uma variável binária (nominal ou ordinal) e as variáveis independentes podem ser categóricas ou contínuas.

Segundo Camargos, Camargos e Araújo (2012), um modelo de regressão, por expressar o relacionamento de variáveis, pode ser definido como uma equação matemática. Em um modelo de regressão logística, a probabilidade de ocorrência de um evento é expressa pela equação:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}}$$

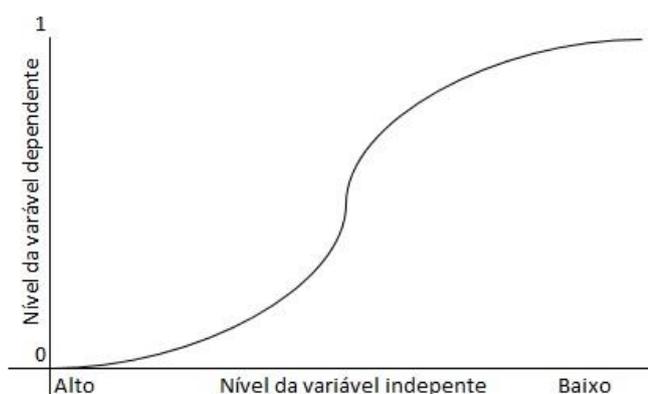
Em que:

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_p x_{pi}$$



Com a combinação de determinados coeficientes  $\beta_0 + \beta_1 \dots, \beta_p$  e variando os valores de  $x$ , constata-se que a regressão logística possui como característica a curva logística, pois um modelo de regressão logística prevê a probabilidade direta de ocorrer um evento, o qual poderá estar entre um valor limitado de 0 e 1. Essa relação limitada é caracterizada como uma relação não linear, que é representada graficamente por uma curva em formato de “S”.

Figura 1 – Curva Logística



Fonte: Elaborada pela autora, 2018.

Gonçalves, Gouvêa e Mantovani (2013) aplicaram e compararam técnicas de regressão logística e redes neurais no desenvolvimento de modelos de previsão de *credit scoring* com base em dados de uma grande instituição financeira. A base de dados correspondeu ao período de agosto de 2009 a fevereiro de 2010; a partir de uma amostra de 20.000 dados, foram aplicadas as duas técnicas.

A variável dependente binária neste estudo assumiu os valores 1 para bons clientes e 0 para maus clientes. As variáveis utilizadas foram divididas em dois grupos: Variáveis Cadastrais e Variáveis de Utilização e Restrição. Variáveis Cadastrais estão relacionadas ao cliente, e as Variáveis de Utilização e Restrição são relativas às restrições de crédito e apontamentos sobre outras operações de crédito do cliente existentes no mercado. Os dois modelos apresentaram resultados satisfatórios para a base de dados em questão (taxa de acerto acima de 65%), que foi fornecida por um grande banco brasileiro.



Os dois modelos testados apresentaram estatísticas de desempenho satisfatórias e poderão ser empregados pela instituição bancária interessada na identificação de bons e maus pagadores de empréstimos.

Ferreira *et al.* (2011) realizou uma pesquisa quantitativa exploratória com uso da análise logística, com informações de 158 clientes, pessoas físicas, de uma agência bancária situada na cidade de Viçosa, Minas Gerais. O modelo proposto foi capaz de prever 92,71% dos clientes adimplentes e 74,19% dos inadimplentes, com um poder total de previsão de 85,44%. Os coeficientes estimados apresentaram ajustamento satisfatório a 1% de probabilidade. Assim, foi possível demonstrar a importância de uma análise de crédito bem sucedida.

O modelo estimado pelos autores foi composto por 16 variáveis explicativas: risco de inadimplência (Y); idade do cliente (IC); sexo do cliente (SC); estado civil (EC); renda (RE); investimento (IN); responsabilidades (RP); escolaridade (ES); natureza da ocupação (NO); tempo de residência (TRS); tempo de relacionamento (TRL); saldo médio (SM); recebimento de Salário (RS); SPC/SERASA (SS); devolução de cheques (CH) e informação de telefone (TL).

Através deste estudo, foi possível demonstrar a importância de uma análise de crédito bem sucedida. O estudo mostrou também que as características pessoais e comportamentais dos clientes necessitam ser analisadas e atualizadas periodicamente, tendo em vista que essas são variáveis significativas na definição do perfil dos tomadores de crédito.

A regressão logística é a técnica mais utilizada para levantar fatores a respeito de solvência e inadimplência de pesquisas no mercado brasileiro. Algumas delas são apresentadas no Quadro 1.

Quadro 1 – Síntese de Trabalhos Relacionados à Inadimplência

<b>Autores</b>	<b>Método</b>	<b>Conclusão</b>
Alves e Camargos (2014)	Regressão logística binária	O modelo se propôs a identificar e analisar os fatores condicionantes da inadimplência na concessão de crédito de duas instituições de microcrédito, classificando corretamente 83,68% da amostra.
Ferreira <i>et al.</i> (2011)	Regressão logística	As variáveis do modelo proposto foram capazes de prever 92,71% de clientes adimplentes e 74,19% de clientes inadimplentes. O



		modelo apresentou uma taxa de acerto de 85,44%, o que se pode dizer que as variáveis utilizadas fizeram a previsão correta de 135 dos 158 casos observados.
Gonçalves, Gouvêa, Mantovani (2013)	Regressão logística	O modelo proposto classificou corretamente 70,2% do total da amostra de 6.000 clientes, sendo a amostra subdivida entre bons e maus clientes.
Palmuti e Picchiali (2012)	Regressão logística	O modelo obteve 87,4% de acerto em sua amostra de 1370 de clientes. De clientes inadimplentes, 173 foram classificados corretamente e 157 incorretamente, representando 52,4% de assertividade. Dos clientes adimplentes, 1205 foram classificados corretamente e 99 incorretamente, correspondendo 92,4% de assertividade.

Fonte: Elaborado pela autora (2018).

## 2 METODOLOGIA

Esta pesquisa foi aplicada na empresa PITT JEANS, localizada em Santa Cruz do Sul/RS, empresa atuante no mercado da moda, estando presente em todo território nacional através de lojas multimarcas. Objetivou-se a identificação dos fatores individuais e de relacionamento condicionantes de inadimplência junto à carteira de clientes da referida indústria.

O estudo se caracteriza como pesquisa aplicada, que, de acordo com Barros e Lehfeld (2000), é instigada a gerar conhecimento visando à utilização de seus resultados, com a finalidade de agrega-los para fins práticos, aspirando à elucidação mais ou menos instantânea da adversidade encontrada. Appolinário (2004) enfatiza que as pesquisas aplicadas possuem, como propósito, elucidar questões e exigências concretas e imediatas.

Segundo Nunan (1997), em sua estruturação, as pesquisas aplicadas contêm fundamentação teórica; metodologia de pesquisa e análise e discussão dos dados. Neste cenário, o referencial bibliográfico ampara a análise dos dados, sendo estes coletados através de uma metodologia alinhada com o propósito do estudo e suas características.

A metodologia utilizada foi a pesquisa descritiva que, segundo Gil (2010), possui como objetivo a descrição das peculiaridades da população analisada, identificando possíveis relações entre as variáveis pesquisadas. Já a abordagem do estudo é quantitativa, com a utilização de dados primários coletados na própria empresa. Para Casarin e Casarin (2012), a pesquisa quantitativa busca mensurar as variáveis estudadas, pois se trata de uma metodologia matemática com uso de dados estatísticos, trabalhando



com amostra da população analisada, verificando o comportamento e a frequência com que ocorrem.

Para obtenção e coleta de dados, foi aplicada uma pesquisa documental que, segundo Yin (2010), representa os documentos que desempenham um papel explícito na coleta de dados, pois sua utilização serve para corroborar e aumentar a evidência de outras fontes. Da mesma forma, foi utilizado o levantamento para obtenção de dados. Para Gil (2010), levantamento caracteriza-se pela interrogação a um grupo de pessoas a que se deseja conhecer o comportamento do problema estudado, em que, mediante uma análise quantitativa, obtenham-se as conclusões necessárias.

Para a construção do modelo de análise, empregou-se a técnica estatística de regressão logística. Conforme Palmuti e Picchiali (2012), a regressão logística é derivada do *credit scoring*, em que os dados amostrais são utilizados para determinar um conjunto de equações, nas quais as variáveis de risco visam explicar a inadimplência dos clientes.

## **2.1 Definição da população, amostra, coleta e tratamento dos dados**

O universo da pesquisa foi constituído por todos os clientes que tomaram crédito entre o período de janeiro a dezembro de 2017. A unidade de observação foi representada pelas duplicatas emitidas ao longo do período, totalizando essas em 55.890 duplicatas, uma vez que se trata de uma abordagem quantitativa. Após realizado o tratamento dos dados, estabeleceu-se a base amostral de 1545 clientes para as estimações dos modelos.

Para análise dos resultados obtidos, visando maior facilidade e clareza nas interpretações, utilizou-se para o tratamento dos dados o *software* Microsoft Excel e, no desenvolvimento das análises, o *software* estatístico Stata. Para a interpretação dos resultados, adotou-se o nível de significância  $\alpha$  de 10%, isto é, aceita-se a hipótese em que a correlação bilateral significativa ocorrer até o nível de 0,10.

## **2.2 Definição operacional das variáveis**

Com a finalidade de analisar a qualidade do crédito, a pesquisa se propôs a investigar os fatores condicionantes de inadimplência nos processos de concessão de



crédito. Pode este ser adimplente ou inadimplente, atuando como variável dependente, enquanto que as variáveis independentes são representadas pelas características individuais e de relacionamento da empresa.

### **2.2.1 Definição operacional das variáveis dependentes**

A variável dependente por ser binária (0 ou 1) possibilita a classificação dos fenômenos, em que se assume o valor de “0”, se a empresa estiver adimplente, e “1”, se estiver inadimplente. São classificados como adimplentes clientes que não tiveram atrasos em nenhuma parcela, ou que o atraso tenha sido inferior ou igual a nove dias. Em relação aos inadimplentes, foram definidos três modelos econométricos para mensuração das variáveis dependentes em relação às variáveis independentes, clientes com atraso entre 10 a 29 dias, entre 30 a 59 dias e superior a 60 dias.

### **2.2.2 Definição operacional das variáveis independentes**

As variáveis independentes correspondem aos coeficientes que potencialmente são capazes de fomentar as ocorrências de inadimplência. As variáveis individuais e de relacionamento foram selecionadas a partir de estudos empíricos anteriores e diante da possibilidade de acesso operacional. A seguir encontra-se destacado o conjunto de variáveis pré-selecionadas:

- Valor acumulado: valor faturado durante o ano de 2017.
- Valor recebido: valor recebido menos as devoluções.
- Saldo em aberto: saldo que permanece em aberto.
- Número de boletos pagos: quantidade de boletos pagos até o respectivo vencimento.
- Número de boletos atrasados: quantidade de boleto que tiveram atrasos.
- Média de dias de atraso: média em que as parcelas tiveram atrasos.
- Índice de inadimplência: percentual de inadimplência.
- Faturamento ano anterior (2016): valor do crédito concedido ao cliente no ano de 2016.
- Crescimento 2016x2017: percentual de crescimento em relação a compra de 2016 para 2017.
- Situação cadastro: ativo, inativo, fechado ou sem crédito.
- Situação crédito: liberado (faturamento liberado); bloqueado (faturamento bloqueado devido alguma restrição); monitorado (faturamento monitorado, clientes com histórico problemático).



- Tempo de cadastro (anos): representa quanto tempo o cliente compra da empresa.
  - Maturidade da empresa (anos): refere-se ao tempo de constituição da empresa.
- O Quadro 2 descreve as variáveis independentes e a terminologia utilizada nos modelos.

Quadro 2 – Variáveis Independentes

Código	Origem	Nome da Variável
vlr_acm	Relatório interno	Total faturado 2017
vlr_rec	Relatório interno	Valor recebido
sld_abto	Relatório interno	Saldo em aberto
num_bl_pg	Relatório interno	Número de boletos pagos
num_bl_atr	Relatório interno	Número de boletos atrasados
med_dias_atr	Relatório interno	Média de dias de atraso
ind_inadim	Relatório interno	Índice de inadimplência
vlr_fat_16	Relatório interno	Valor faturado 2016
cresc_16_17	Relatório interno	Crescimento de 2016x2017
sit_cad	Cadastro	Situação cadastro
sit_cred	Cadastro	Situação crédito
temp_cad	Cadastro	Tempo de cadastro
mat_emp	Cadastro	Maturidade da empresa

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

### 2.3 Definição do modelo

Para a realização das modelagens, foram considerados três modelos econométricos para a análise dos dados. O primeiro modelo pondera clientes inadimplentes, aqueles com atraso entre 10 a 29 dias; o segundo modelo pondera inadimplente clientes com atraso entre 30 a 59 dias; e o terceiro modelo pondera superior a 60 dias de atraso clientes inadimplentes.

Em um primeiro momento, foram consideradas para os três modelos de regressão logística todas as variáveis independentes, conforme exibido no quadro 2.

Logo, realizaram-se alguns testes de cada variável independente perante a variável dependente e constatou-se que, à medida que essas variáveis foram combinadas, algumas das variáveis independentes perderam a relevância, além de demonstrarem problemas de alta correlação.

Aspirando ao alcance de um modelo de regressão que melhor elucidasse a relação entre a inadimplência e os fatores do risco do crédito, realizou-se a exclusão das variáveis que apresentassem menor relevância.

Identificou-se, deste modo, a equação do modelo final:



1º Modelo: Inadimplência de 10 a 29 dias

*logit atr\_10\_29 vlr\_rec cresc\_16\_17 num\_bl\_pg ind\_inadim*

2º Modelo: Inadimplência de 30 a 59 dias

*logit atr\_30\_59 vlr\_rec cresc\_16\_17 num\_bl\_pg ind\_inadim*

3º Modelo: Inadimplência de  $\geq 60$  dias

*logit atr\_sup\_60 vlr\_rec cresc\_16\_17 num\_bl\_pg ind\_inadim*

Baseado nos modelos estimados, é possível identificar as hipóteses relacionadas ao propósito desta pesquisa.

- Hipótese Nula (HO): não existe relação entre as variáveis independentes perante a variável dependente.
- Hipótese Alternativa (H1): existe relação entre as variáveis independentes perante a variável dependente.

### 3 DESCRIÇÃO, ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A análise descritiva dos dados possibilita ao pesquisador uma sensibilidade no que tange ao desenvolvimento de modelos de previsão e uma melhor percepção do comportamento de cada variável. Com o intuito de responder ao problema de pesquisa, faz-se necessário identificar a possível influência das variáveis independentes sobre a inadimplência.

#### 3.1 Análise descritiva das variáveis independentes

Visando verificar a qualidade do crédito, as variáveis independentes foram utilizadas aspirando apurar sua adimplência ou inadimplência das operações de concessão de crédito do período de janeiro a dezembro de 2017. Assim, seguem resumidas, na Tabela 1, as estatísticas descritivas das variáveis independentes:

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas das Variáveis Independentes

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
Valor recebido	200,00	3.451.015,30	37.124,26	105.458,86
Crescimento de 2016x2017	0,96%	-31,86%	0,24%	1,19%



Número de boletos pagos	1	395	25	36,51
Índice de inadimplência	0	1	0,30%	0,27

Fonte: Elaborada pela autora (2019).

A Tabela 1 apresenta de forma condensada todas as informações obtidas através da concessão de crédito que constitui a amostra desta pesquisa. Pode-se visualizar que o número de boletos pagos por cliente no período analisado varia de 1 até 395 duplicatas, sendo a média de inadimplência de 0,30% por cliente. Identifica-se que a empresa oferece crédito a clientes de pequeno porte, com valor recebido de no mínimo R\$ 200,00 e a clientes de grande porte, em que o valor recebido chega a R\$ 3.451.015,30. Observa-se que o índice de crescimento em relação ao faturamento aumentou em média 0,24% por cliente de 2016 para 2017.

### 3.2 Análise de correlação das variáveis independentes

Aspirando não haver o fato de multicolinearidade, ocorrência de alto grau de correlação entre as variáveis independentes, o que por sua vez prejudicaria a capacidade dos modelos propostos, verifica-se a correlação entre as mesmas.

A Tabela 2 exhibe os resultados obtidos acerca dos coeficientes de correlação:

Tabela 2 – Matriz de Correlação das Variáveis Independentes

	Atraso 10 a 29 dias	Valor recebido	Cresc. 2016x2017	Núm. boletos pagos	Índice de inadimp.
Atraso de 10 a 29 dias	1.0000				
Valor recebido	0.0046	1.0000			
Cresc. de 2016x2017	0.0561	0.0748	1.0000		
Núm. de boletos pagos	0.0602	0.4370	0.1773	1.0000	
Índice de inadimplência	0.5448	-0.0410	-0.0310	-0.5576	1.0000

Fonte: Elaborada pela autora (2019).

Desta forma, na diagonal principal, notam-se correlações perfeitas, pois se trata da correlação da variável com a própria variável. O coeficiente de correlação indica o grau de associação linear entre duas variáveis; quando se observa um coeficiente com valor negativo, o mesmo indica que uma variável aumenta e outra diminui. Se o coeficiente for



positivo, tem-se uma relação direta, ou seja, quando uma variável aumenta, a outra também aumenta.

Dentre as variáveis selecionadas, é possível constatar que o coeficiente de correlação entre (num\_bl\_pg) e (ind\_inadim) é negativo, ou seja, existe uma associação linear entre essas variáveis na amostra; quando o número de boletos pagos aumenta, o índice de inadimplência diminui.

### 3.3 Análise da regressão logística e resultado dos modelos analisados

Com base nas estimações por meio de técnica de regressão logística binária, buscou-se identificar a influência das variáveis independentes perante a inadimplência dos 1545 clientes do período de janeiro a dezembro de 2017. A avaliação dos três modelos de inadimplência foi realizada pela análise da regressão, pela classificação estatística e pelo teste estatístico de precisão preditiva: curva ROC (Receiver Operating Characteristic), cujos resultados são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 – Regressão Logística Modelo 1 – atraso entre 10 a 29 dias

1º MODELO		
Variável dependente: inadimplência $\geq$ 10		
Variáveis independentes	<i>Coefficient</i>	<i>Prob.</i>
Valor recebido	-5,35e-07	0,0046
Crescimento de 2016x2017	0,453293	*0,0561
Número de boletos pagos	0,0106492	*0,0602
Índice de inadimplência	6,133748	*0,5448
Obs with dep = 0 (adimplentes): 1294		
Obs with dep = 1 (inadimplentes): 251		
Total de obs: 1545		
* Correlação significativa ao nível de 0,10		

Fonte: Elaborada pela autora (2019).

Foram testados, no primeiro modelo, clientes que tiveram atraso igual ou superior a 10 dias em ao menos uma das parcelas ao longo do período. Observa-se que, neste modelo, as variáveis crescimento de 2016 em relação a 2017, número de boletos pagos e índice de inadimplência foram estatisticamente significativas. Com a análise dos demais modelos, nota-se que as variáveis independentes que apresentaram significância foram



significativas neste modelo. Portanto, esse é o modelo que melhor elucida as variações ocorridas na variável dependente, considerando a amostra de 1545 clientes.

Tabela 4 – Regressão Logística Modelo 2 – atraso entre 30 a 59 dias

<b>2º MODELO</b>		
Variável dependente: inadimplência $\geq 30 \leq 59$		
Variáveis independentes	Coefficient	Prob.
Valor recebido	-1,18e-07	-0,0203
Crescimento de 2016x2017	0,2269617	0,0149
Número de boletos pagos	0,0036028	-0,0262
Índice de inadimplência	5,422056	*0,4118
Obs with dep = 0 (adimplentes): 1441		
Obs with dep = 1 (inadimplentes): 104		
Total de obs: 1545		
* Correlação significativa ao nível de 0,10		

Fonte: Elaborada pela autora (2019).

O segundo modelo testado considerou clientes inadimplentes com atraso entre 30 a 59 dias, apresentando significância em apenas uma variável: índice de inadimplência.

Tabela 5 – Regressão Logística Modelo 3 – atraso superior a 60 dias

<b>3º MODELO</b>		
Variável dependente: inadimplência $\geq 60$		
Variáveis independentes	Coefficient	Prob.
Valor recebido	-0,0000118	-0,0193
Crescimento de 2016x2017	0,0049819	-0,0128
Número de boletos pagos	0,0139332	-0,0005
Índice de inadimplência	4,007653	*0,2415
Obs with dep = 0 (adimplentes): 1494		
Obs with dep = 1 (inadimplentes): 51		
Total de obs: 1545		
* Correlação significativa ao nível de 0,10		

Fonte: Elaborada pela autora (2019).

No terceiro modelo, onde o atraso foi superior a 60 dias, apresentou significância apenas uma variável, o índice de inadimplência. Embora negativas as demais variáveis,



também são uma correlação linear, porém, não apresentam significância perante a variável dependente.

É válido ressaltar que o impacto das variáveis independentes que apresentaram significância na inadimplência foi o mesmo para os três modelos. O impacto de cada variável independente do primeiro modelo pode ser interpretado através de seus coeficientes, conforme abaixo:

- Valor recebido: embora o sinal negativo, essa variável não apresentou significância nos três modelos testados. No entanto, há indícios de essa proporção ser uma medida importante, pois indica que quanto maior o valor recebido, menor será a probabilidade deste cliente se tornar inadimplente,
- Crescimento de 2016 em relação a 2017: o sinal positivo desta variável nos três modelos indica que, quanto maior o índice de crescimento do cliente, maior será a probabilidade do cliente se tornar inadimplente, ou seja, quanto menor o crescimento, menor o risco.
- Número de boletos pagos: conforme o sinal positivo dessa variável, quanto maior a quantidade de boletos pagos, maior seria a probabilidade de inadimplência desse cliente. Entretanto, a probabilidade de inadimplência não quer dizer que o cliente não liquidou uma duplicata, trata-se de um probabilidade do cliente realizar pagamentos em atraso.
- Índice de inadimplência: o sinal positivo desta variável indica que, quanto maior o índice de inadimplência, maior a probabilidades deste cliente efetuar pagamentos com atrasos.



Figura 2 – Classificação Estatística Modelo 1  
 Logistic model for atr\_10\_29

Classified	True		Total
	D	~D	
+	140	37	177
-	111	1257	1368
Total	251	1294	1545

Classified + if predicted Pr(D) >= .5  
 True D defined as atr\_10\_29 != 0

Sensitivity	Pr( +  D)	55.78%
Specificity	Pr( - ~D)	97.14%
Positive predictive value	Pr( D  +)	79.10%
Negative predictive value	Pr(~D  -)	91.89%
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	2.86%
False - rate for true D	Pr( -  D)	44.22%
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	20.90%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	8.11%
Correctly classified		90.42%

Fonte: Stata (2019).

No primeiro modelo que estima inadimplentes clientes que tiveram atraso de 10 a 29 dias em ao menos uma das parcelas emitidas ao longo período analisado, 1294 permaneceram adimplentes, ficando inadimplentes 251 clientes. Os resultados sugerem que o modelo logístico classificou corretamente os casos com uma precisão de aproximadamente 91%.



Figura 3 – Classificação Estatística Modelo 2

Logistic model for atr\_30\_59

Classified	True		Total
	D	~D	
+	9	7	16
-	95	1434	1529
Total	104	1441	1545

Classified + if predicted Pr(D) >= .5

True D defined as atr\_30\_59 != 0

Sensitivity	Pr( +  D)	8.65%
Specificity	Pr( - ~D)	99.51%
Positive predictive value	Pr( D  +)	56.25%
Negative predictive value	Pr(~D  -)	93.79%
False + rate for true ~D	Pr( + ~D)	0.49%
False - rate for true D	Pr( -  D)	91.35%
False + rate for classified +	Pr(~D  +)	43.75%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	6.21%
Correctly classified		93.40%

Fonte: Stata, 2019.

No segundo modelo que estima inadimplentes clientes que tiveram atraso de 30 a 59 dias em alguma das parcelas emitidas no período analisado, 1441 permaneceram inadimplentes, ficando inadimplentes apenas 104 clientes. Os resultados sugerem que o modelo logístico classificou corretamente os casos com uma precisão de aproximadamente 94%.



Figura 4 – Classificação Estatística Modelo 3  
 Logistic model for atr\_sup\_60

Classified	True		Total
	D	~D	
+	0	0	0
-	51	1494	1545
Total	51	1494	1545

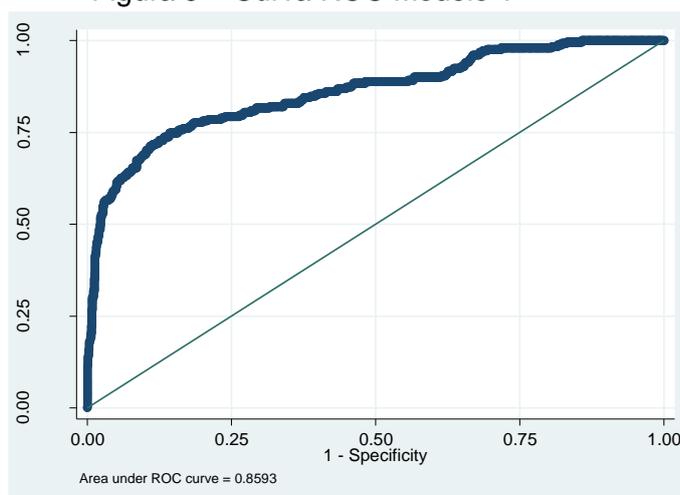
Classified + if predicted Pr(D) >= .5  
 True D defined as atr\_sup\_60 != 0

Sensitivity	Pr( +  D)	0.00%
Specificity	Pr( -  ~D)	100.00%
Positive predictive value	Pr( D  +)	.%
Negative predictive value	Pr( ~D  -)	96.70%
False + rate for true ~D	Pr( +  ~D)	0.00%
False - rate for true D	Pr( -  D)	100.00%
False + rate for classified +	Pr( ~D  +)	.%
False - rate for classified -	Pr( D  -)	3.30%
Correctly classified		96.70%

Fonte: Stata (2019).

No terceiro modelo que estima inadimplentes clientes que tiveram atraso superior a 60 dias em alguma das parcelas emitidas no período analisado, 1494 permaneceram inadimplentes, ficando inadimplentes apenas 51 clientes. Os resultados sugerem que o modelo logístico classificou corretamente os casos com uma precisão de aproximadamente 97%.

Figura 5 – Curva ROC Modelo 1

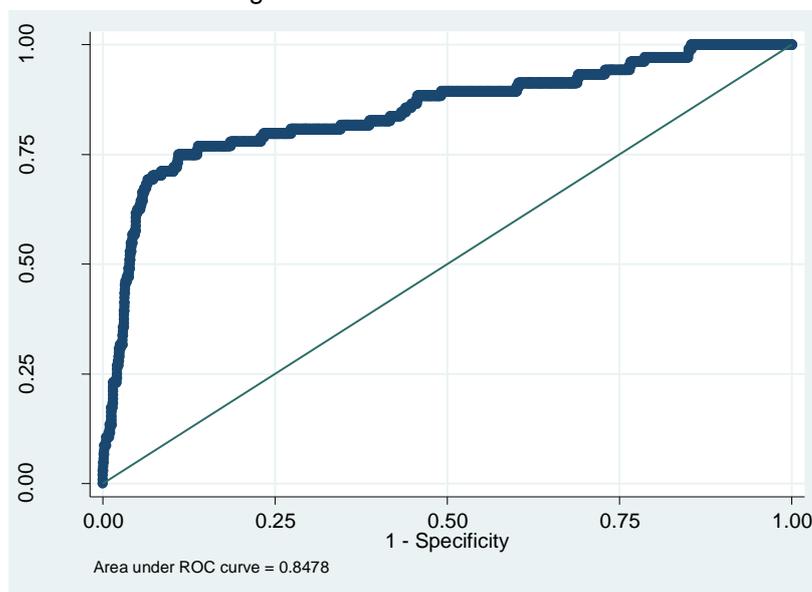


Fonte: Stata (2019).



Uma possibilidade para a análise utilizando medidas é através do uso de gráficos, pois permitem uma visualização melhor da multidimensionalidade do problema de pesquisa. Os resultados obtidos na Figura 6 apontam que o modelo de regressão logística foi bom em selecionar as variáveis independentes, a considerar sua área sob a curva ROC de 85%.

Figura 6 – Curva ROC Modelo 2

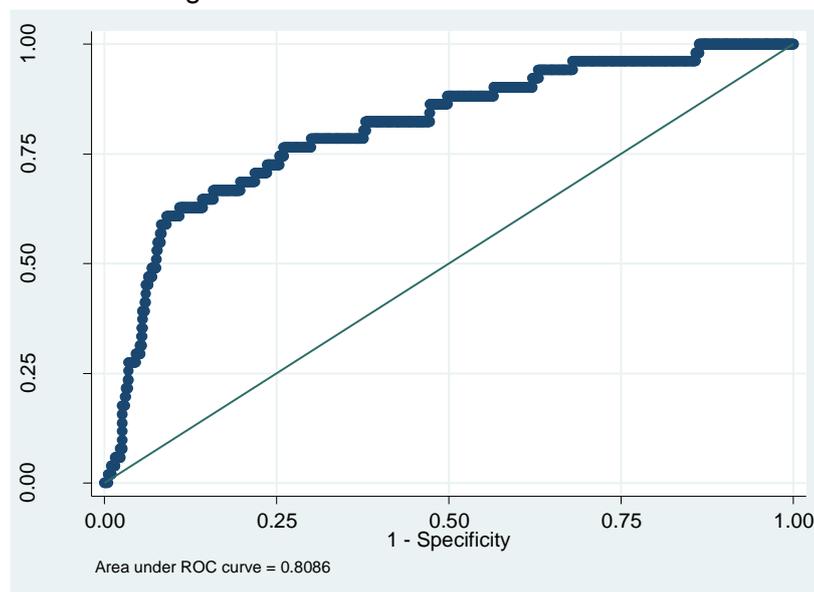


Fonte: Stata (2019).

No espaço da Curva ROC, alguns pontos merecem notoriedade, o ponto (0,0) reflete a tática de jamais classificar um exemplo como positivo. O ponto (0,100%) retrata o modelo perfeito, em que todos os exemplos são classificados corretamente. Já o modelo (100%,0) representa o modelo que sempre faz indicações incorretas. Os resultados obtidos na Figura 7 apontam o modelo perfeito, partindo de 0 a 100%, a julgar por sua área sob a curva ROC de 84%.



Figura 7 – Curva ROC Modelo 3



Fonte: Stata (2019).

Os resultados obtidos na Figura 8 sugerem um modelo que pode ser considerado ótimo, dado que é possível visualizar que se encontra no envelope externo, em que se aproxima ao ponto (0,100%). Sua área sob a curva ROC é de 80%, visto que o índice de clientes inadimplentes superior a 60 dias é relativamente baixo se comparado aos demais modelos.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa cooperou para o enriquecimento científico e prático acerca das operações realizadas pela empresa na concessão de crédito a seus clientes, expondo fundamentações a respeito da influência da inadimplência através das peculiaridades, das operações financeiras e do histórico de relacionamento das empresas tomadoras de crédito.

O propósito primordial foi indagar a relação dos fatores condicionantes da inadimplência sobre as operações de concessão de crédito realizadas pela empresa Pitt Jeans no período de janeiro a dezembro de 2017. É válido salientar que, nesta pesquisa, movimentou-se toda a carteira de clientes que compraram no período analisado e que



tiveram ao menos uma parcela de atraso igual ou superior a um dia, visto que compras realizadas no ano de 2018 poderiam conter parcelas com vencimento em 2019.

Sintetizando os resultados obtidos através dos fatores condicionantes de inadimplência da amostra do modelo um, na qual foram considerados inadimplentes clientes com atraso entre 10 a 29 dias em ao menos uma parcela do período analisado, foi possível identificar que, quanto maior o valor recebido, menor será a probabilidade deste cliente se tornar inadimplente. Em contrapartida, quanto maior é o índice de crescimento de 2016 em relação a 2017, maior a quantidade de boletos pagos e maior o índice de inadimplência a probabilidade deste cliente ser classificado como inadimplente aumentará.

O nível de inadimplência da amostra ponderada foi relativamente baixo e os resultados obtidos não devem ser generalizados. Conforme a proporção de variação das variáveis independentes, o índice de crescimento de 2016 em relação a 2017 explica apenas 0,32% a probabilidade de inadimplência; o número de boleto explica 0,37% as chances de um cliente vir a se tornar inadimplente; já o índice de inadimplência explica 30% os casos de inadimplência analisados ao longo do período.

Uma das adversidades encontradas na aplicabilidade desses modelos é que os dados coletados retratam somente um estágio momentâneo das condições de crédito do cliente, observando carência de dados dinâmicos que forneçam informações para uma melhor tomada de decisão. Tratando-se de inadimplência e risco de perda, é interessante o investimento em sistemas que viabilizem melhor registro do histórico do cliente junto à empresa, o que conduz para uma negociação mais eficiente.

Contudo, espera-se que os resultados obtidos nesta pesquisa colaborem para um melhor entendimento acerca dos fatores condicionantes de inadimplência nas operações de concessão de crédito, visto que instiga a produção de novos estudos, o que contribui para o aprofundamento sobre a temática.

Independente da amplitude dos resultados, constata-se que qualquer colaboração que auxilie as empresas a diminuir as perdas relacionadas à concessão de crédito é significativa. Como proposta para trabalhos futuros, recomenda-se a dilatação da amostra, com a análise de anos consecutivos, para se observar o comportamento dos clientes ao longo dos anos.



## REFERÊNCIAS

- ALVES, C. M. e CAMARGOS, M. A. Fatores condicionantes da inadimplência em operações de microcrédito. *Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos*, v. 11, n. 1, p. 59-74, jan./mar. 2014.
- ALVES, C. M e CAMARGOS, M. A. Condicionantes da inadimplência em operações de microcrédito. Rio de Janeiro, ANPAD, 2010.
- AMARAL, G. H. de O. Determinantes de Inadimplência e de Recuperação de Crédito em um Banco de Desenvolvimento. Costa do Sauipe: ANPAD, 2016.
- APPOLINÁRIO, F. Dicionário de metodologia científica: um guia para a produção do conhecimento científico. São Paulo: Atlas, 2004.
- BARROS, A. J. S. e LEHFELD, N. A. S. Fundamentos de Metodologia: Um Guia para a Iniciação Científica. 2 Ed. São Paulo: Makron Books, 2000.
- BRAGA, R. Fundamentos e técnicas de administração financeira. 1º Ed. São Paulo: Atlas, 2008.
- BRITO, G. A. S. e ASSAF, A. N. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista Contabilidade e Finanças*. São Paulo. v.19, n.46. p. 18-19. janeiro/abril 2008.
- CASARIN, H. de C. S. e CASARIN, S. J. Pesquisa científica: da teoria à prática. Curitiba: InterSaberes: 2012.
- CAMARGOS, M.A.; CAMARGOS, M.C.S.; ARAUJO, E.A. A inadimplência em um programa de crédito de uma instituição financeira pública de Minas Gerais: uma análise utilizando regressão logística. *Revista de Gestão – USP*, 2012.
- CROOK, J. N., EDELMAN, D. B.; THOMAS, L. C. (2007). *Recent developments in consumer credit risk assessment. European Journal of Operational Research*, v.183, n.3, p.1447–1465, 2007.
- FACHINI, C. Sustentabilidade financeira e custos de transação em uma organização de microcrédito no Brasil. 2005. 131 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Econômicas) – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Piracicaba. São Paulo: ESALQ-USP. 2005
- FERREIRA, M. A. M; OLIVEIRA, L. M; SANTOS, L. M. D. e ABRANTES, L. A. Previsão de risco de crédito para definição do perfil de clientes de um banco de varejo. *Revista de Negócios*. Blumenau v16, n.2, p.47 – 64, Abril/Junho 2011.



FIGUEIRA, C. V. Modelos de Regressão Logística. Dissertação (mestrado em matemática) Programa de Pós-graduação em matemática do Instituto de Matemática Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2006

GIL, A. C. Como elaborar projetos de pesquisa. 5º Ed. São Paulo: Atlas, 2010.

GUIMARÃES e SOUZA, G. J. A interação entre a dinâmica macroeconômica e os bancos: uma perspectiva acerca do risco de crédito. 2007. 198 f. Dissertação (Mestrado em Economia); programa de Pós-Graduação em ciência Econômicas da Universidade Federal Fluminense. Niterói. 2007.

GONÇALVES, E. B; GOUVÊA, M. A. e MANTOVANI, D. M. N. Análise de risco de crédito com aplicação de regressão logística e redes neurais. Revista Contabilidade Vista & Revista, Belo Horizonte, v. 24, n. 4, p. 96-123, out./dez. 2013.

MACHADO, J. R. Administração de finanças empresariais. 2º Ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2004.

NUNAN, D. *Research methods in language learning*. Cambridge: Cambridge University Press, 1997.

PALMUTI, C. S. e PICCHIAI, D. Mensuração do risco de crédito por meio de análise estatística multivariada. Revista Economia Ensaios. Uberlândia. v. 26, n. 2, p. 7-22, jan/jun.2012.

PERERA, L. C. J; LIMA, F. G. L; KERR, R. B; ANTUNES, M. T. P. e IMONIANA, J. O. Técnicas de segmentação e redes neurais – Otimizando a análise de crédito ao consumidor. Rio de Janeiro, ANPAD: 2010.

RODRIGUES, C. M. Análise de crédito e risco. Curitiba: InterSaberes, 2012.

SANDRONI, P. Dicionário de economia do século XXI. Rio de Janeiro: Record, 2005.

SANTOS, J. O. Análise de Crédito: empresas, pessoas físicas, varejo, agronegócio e pecuária. 5º Ed. São Paulo: Atlas, 2012.

SEBRAE/BACEN. Indicadores de crédito nas micro e pequenas empresas do Brasil. Brasília: Lorena Ortale, 2016. Disponível em:  
<[http://www.bibliotecas.sebrae.com.br/chronus/ARQUIVOS\\_CHRONUS/bds/bds.nsf/8802739cb71935b808539137eadd09d7/\\$File/7131.pdf](http://www.bibliotecas.sebrae.com.br/chronus/ARQUIVOS_CHRONUS/bds/bds.nsf/8802739cb71935b808539137eadd09d7/$File/7131.pdf)>. Acesso em: 14 de abr. 2018.

SILVA, J. P. Gestão e análise de risco de crédito. 7º Ed. São Paulo: Atlas, 2013.



TSURU, S. K. e CENTA, S. A. Crédito no varejo para pessoas físicas e jurídicas. 2º Ed. Curitiba: Ibpex, 2009.

YIN, R. K. Estudo de caso: planejamento e métodos. 4º Ed. Porto Alegre: Bookman, 2010.