



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E CONTABILIDADE**  
**COORDENAÇÃO DE FINANÇAS**  
**GRADUAÇÃO EM FINANÇAS**

**JOSÉ CARLOS PIMENTEL JÚNIOR**

**UM ESTUDO DE CASO DE BEHAVIOUR SCORING EM UMA ADMINISTRADORA  
DE CARTÕES DE CRÉDITO**

**FORTALEZA**

**2019**

JOSÉ CARLOS PIMENTEL JÚNIOR

UM ESTUDO DE CASO DE BEHAVIOUR SCORING EM UMA ADMINISTRADORA  
DE CARTÕES DE CRÉDITO

Monografia apresentada ao Curso de Graduação em Finanças da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharelado em Finanças.

Orientador: Prof. Dr. Vitor Borges Monteiro.

FORTALEZA

2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

P698e Pimentel Junior, Jose Carlos.

Um estudo de caso de Behaviour Scoring em uma administradora de cartões de crédito /  
Jose Carlos Pimentel Junior. – 2019.

31 f. : il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará,  
Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Curso de Finanças,  
Fortaleza, 2019.

Orientação: Prof. Dr. Vitor Borges Monteiro.

1. Behaviour Scoring. 2. Modelo de análise comportamental. 3. Logit. I. Título.

CDD 332

---

JOSÉ CARLOS PIMENTEL JÚNIOR

UM ESTUDO DE CASO DE BEHAVIOUR SCORING EM UMA ADMINISTRADORA  
DE CARTÕES DE CRÉDITO

Monografia apresentada ao Curso de  
Graduação em Finanças da Universidade  
Federal do Ceará, como requisito parcial à  
obtenção do título de Bacharelado em  
Finanças.

Aprovada em: \_\_\_/\_\_\_/\_\_\_\_\_.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Vitor Borges Monteiro (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Ms. Francisco Marcelo  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Ms. Natanael Soares leite  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

## RESUMO

O presente trabalho tem foco principal em estimar e testar a viabilidade de um modelo econométrico de escoragem comportamental (*behaviour scoring*), através de uma estimação por Regressão Logística em clientes de uma empresa administradora de cartões de crédito. Foram definidos conceitos de crédito, risco de crédito e dinâmicas particulares do meio de pagamento cartão de crédito. Utilizou-se os dados aleatórios de 10 mil clientes de uma administradora de cartões de crédito. Após estimado, validou-se o modelo através de simulações do efeito marginal do modelo logit com cenários de péssimos e bons pagadores. Conclui-se que a modelagem conseguiu classificar corretamente os possíveis bons e maus pagadores.

**Palavras-chave:** *Behaviour scoring*. Modelo de escoragem comportamental. Logit.

## **ABSTRACT**

The present work has the main focus on estimating and testing the viability of an econometric behavior scoring model, through a Logistic Regression estimation. Credit concepts, credit risk and particular dynamics of the credit card payment method were defined. We used random data from 10,000 customers from a credit card company. Once estimated, the model was validated through simulations of the marginal effect of the logit model with very bad and good paying scenarios. It is concluded that the modeling was able to correctly classify the possible good and bad payers.

**Keywords:** Behaviour scoring. Behavioral scoring model. Logit

## LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Concentração de crédito em junho de 2019 por modalidade	14
Gráfico 2 – Quantidade de transações com cartões de crédito x Quantidade de cheques compensados	15

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados históricos de utilização do cartão de crédito no Brasil	15
Tabela 2 – Resultados da Estimação do modelo Logit	25

## LISTA DE TABELAS

Quadro 1 – Descrição das variáveis explicativas	23
Quadro 2 – Relação das variáveis com coeficiente e média	28
Quadro 3 – Simulação 1 – Variáveis selecionadas: Renda Comprovada, Grau de Instrução e Número de dependentes	28
Quadro 4 – Simulação 2 – Variáveis selecionadas: Máximo de Dias em atraso (6 meses), Percentual do Limite Comprometido e Juros de Rotativo	29

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BACEN	Banco Central do Brasil
CDC	Crédito Direto ao Consumidor
CNDL	Confederação Nacional de Dirigentes Lojistas
QTDE.	Quantidade
SGS	Sistema Gerenciador de Séries Temporais

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	10
<b>2. REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	12
2.1. CRÉDITO.....	12
2.2. CARTÃO DE CRÉDITO NO BRÁSIL.....	14
2.3. RISCO DE CRÉDITO.....	16
2.4. MODELOS DE ESCORAGEM.....	17
<b>3. METODOLOGIA</b> .....	20
3.1. MODELO LOGIT.....	20
3.1.1. DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS .....	23
3.2. RESULTADO DA ESTIMAÇÃO.....	25
3.3. VALIDANDO RESULTADOS .....	27
<b>4. CONCLUSÃO</b> .....	30
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	31
<b>ANEXO A – ANÁLISE DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS DO MODELO</b> .....	34

## 1. INTRODUÇÃO

Antes do Plano Real, o crédito no Brasil era muito caro e escasso. Os bancos possuíam pouco incentivo ao crédito, dado os altos ganhos inflacionários, conhecidos como “*floating*”, que consistia na receita apropriada pelos bancos por meio dos rendimentos dos recursos mantidos pelos clientes. Com a estabilização de preços após o Plano Real, os bancos perderam suas receitas inflacionárias. Iniciando assim, como uma forma alternativa para aumentar os ganhos, um período de expansão da carteira de crédito.

Diante do novo cenário, instituições financeiras e empresas ligadas a concessão de crédito passaram a necessitar de uma melhor análise sobre os riscos de crédito. Enquanto crédito consiste “na entrega de um valor presente mediante a promessa de pagamento” (SILVA, 2013), define-se risco de crédito como o não cumprimento dessa promessa (CAOQUETTE, ALTMAN E NARAYANAN, 1999).

Dessa forma, o risco de crédito passa a ser assumido por empresas administradoras de cartões de crédito, que atuam como intermediárias entre portador e lojista em uma operação de compra e venda. Independente do cumprimento ou não do pagamento por parte do portador, a administradora é obrigada a repassar o pagamento ao lojista. Dessa forma, uma das principais premissas da administradora consiste na gestão do limite de crédito concedido aos portadores.

Não só nas empresas administradora de cartões de crédito, mas em todas as instituições financeiras, há uma constante demanda pelo aperfeiçoamento dos processos e metodologias de estudos que possam auxiliar gerenciamento do risco de crédito. Atualmente, os métodos estatísticos mais conhecidos para análise dos riscos são os modelos Regressão Linear, Análise Discriminante, Regressão Logística e Redes Neurais. No entanto, importante destacar que o presente trabalho se concentra no método de Regressão Logística.

Estes métodos são usados na formulação de modelos de escores de crédito (*Credit Scoring*) que auxiliam nas decisões de concessão de crédito. O princípio básico destes modelos consiste na formulação de uma pontuação ao qual seja possível classificar os clientes por sua probabilidade de inadimplência. Podemos dividir os modelos de *Credit Scoring* em *Application Scoring*, chamado por muitos

autores apenas por *Credit Scoring*, e *Behaviour Scoring*. Define-se como *Application Scoring* os modelos usados para avaliação das solicitações de crédito. Já o modelo *Behaviour Scoring* utiliza variáveis comportamentais adquiridas pela relação já existente entre cliente e empresa.

O presente estudo tem como objetivo estimar e testar a viabilidade de um modelo econométrico de *behaviour scoring*, através de uma estimação por Regressão Logística para clientes de uma empresa administradora de cartões de crédito.

Os dados deste presente trabalho foram obtidos através de consultas do banco de dados de uma determinada empresa administradora de cartões de crédito, que, por motivos de confidencialidade dos dados, será referida como Empresa A. Foram coletados dados de dez mil clientes referentes ao período de 01 de outubro de 2018 e 30 de abril de 2019. Utilizou-se, para identificação do status conta do cliente, a data referente aos cortes de julho de 2019. Dessa forma, clientes com mais de 65 dias de atraso foram considerados inadimplentes conforme política da empresa de perda gerencial.

A partir de agora, este trabalho será organizado e dividido em três capítulos. No primeiro capítulo será apresentado a definição de conceitos importantes como crédito, risco de crédito, inadimplência, informações importantes sobre história do cartão de crédito no Brasil e apresentação dos modelos escores. No segundo capítulo, definimos a metodologia do estudo de forma mais aprofundada, além da apresentação das variáveis do modelo e os resultados obtidos. O terceiro capítulo apresenta a conclusão deste trabalho e sugestões para novos estudos.

## 2. REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1. CRÉDITO

A palavra crédito vem do latim *credĭtum*, que significa acreditar, confiar. Apesar de ser um termo de conhecimento comum, é importante definir melhor seu conceito. SILVA (2013, p.45) define que:

[...] Crédito consiste na entrega de um valor presente mediante uma promessa de pagamento. Numa loja de calçados, uma venda a crédito é caracterizada pela entrega da mercadoria (calçados) ao cliente, mediante uma promessa de pagamento, em uma ou mais parcelas, num prazo futuro, definido de comum acordo entre as partes.

Ou seja, no sentido financeiro, significa tomar para si um bem ou recursos sem o pagamento imediato por ele, conforme acordado com o vendedor ou facilitador. Esse conceito é compartilhado por Borba (2008, p. 35) ao qual define crédito como a negociação de uma obrigação futura por um valor ou bem atual.

Dessa forma, fica fácil entender porque o crédito é uma excelente ferramenta para incentivar o consumo, produção industrial e, conseqüentemente, os níveis de produção. Segundo Brigham, Gapenski e Ehrhardt (2001, p. 794) a oferta de crédito é um importante impulsionador da atividade econômica, pois disponibiliza às pessoas físicas recursos para que possam financiar suas necessidades.

O crédito é um importante elemento de desenvolvimento econômico. Ele permite ao consumidor um maior poder de compra, aumentando assim o consumo de bens e serviços. Adicionalmente, o empresário, através de uma linha de crédito, pode expandir sua produção e, conseqüentemente, gerar mais empregos.

O principal objetivo do mercado de crédito consiste em dar a pessoas e empresas o acesso ao crédito para que estes possam atender a seus objetivos e anseios. Dessa forma, o mercado de crédito pode ser dividido em crédito para pessoa física e crédito para pessoa jurídica.

Assaf Neto (2012, p. 69):

O mercado de crédito visa fundamentalmente suprir as necessidades de caixa de curto e médio prazos dos vários agentes econômicos, seja por meio de cessão de crédito às pessoas físicas, seja por empréstimos e financiamentos às empresas.

Dentro do mercado de crédito para pessoa física, existem várias linhas de crédito como: o cheque especial, crédito direto ao consumidor, crédito imobiliário e cartão de crédito. No Brasil, podemos citar como principais linhas de crédito o cheque especial e o cartão de crédito (SANTOS, 2009).

Cheque especial trata-se de um tipo de linha de crédito disponibilizada atualmente pelos bancos em conta corrente de pessoa física para clientes aprovados pela análise de crédito. Esse crédito costuma ser oferecido no momento da abertura da conta quando alguns critérios internos do banco são atendidos ou após um determinado período no qual a instituição utiliza para avaliar se o cliente fez bom uso da conta corrente.

O crédito direto ao consumidor (CDC) é vinculado à compra de um bem ou serviço. No lugar de buscar um empréstimo para aquisição de um produto, busca-se o financiamento direto do próprio produto junto a bancos ou financeiras. Classifica-se como crédito direto ao consumidor o crédito ofertado pelo próprio estabelecimento onde o bem é adquirido (crediário) ou a interveniência financeira.

O crédito imobiliário constitui-se especificamente para a construção ou compra de imóveis residenciais ou comerciais. No geral, uma linha de crédito que pode ir até 360 meses. Esse mercado possui como operações passivas as cadernetas de poupança, as letras imobiliárias e as letras hipotecárias.

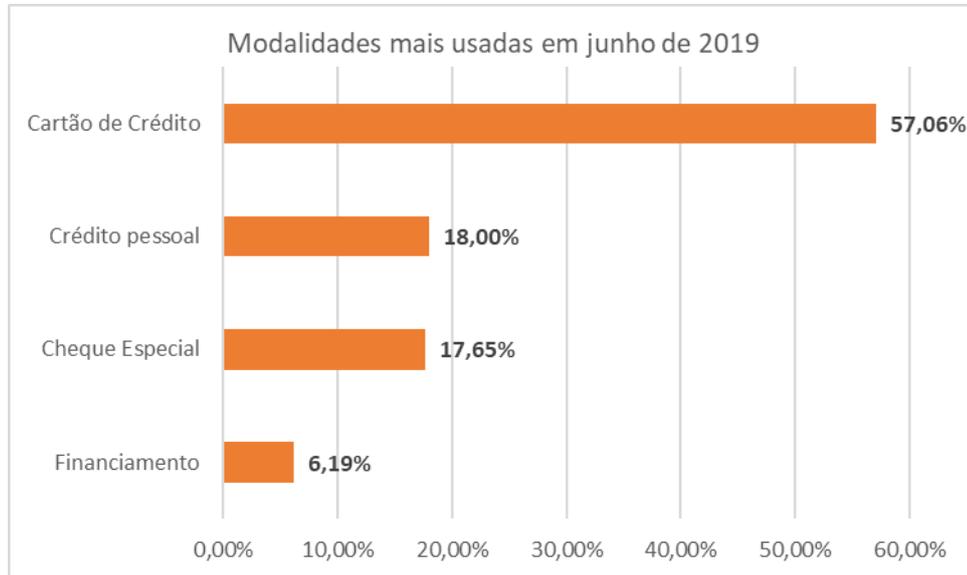
O cartão de crédito é utilizado como uma promessa de pagamento futuro, substituindo temporariamente a circulação da moeda (BORBA, 2008). Já Assaf Neto (2012, p. 76) define cartão de crédito como instrumento que viabiliza ao seu titular um valor limitado de crédito para aquisição de bens e serviços. Valores esses que, via de regra, serão pagos no mês seguinte após fechamento da fatura.

Farias Neto (2015, p. 371), define de uma forma mais completa:

O cartão de crédito consiste em instrumento operacional que disponibiliza ao seu titular usuário certo limite de crédito com vista à aquisição de bens e serviços vendidos por estabelecimentos comerciais credenciados. A despesa realizada pelo titular usuário do cartão de crédito em certo período (geralmente um mês) fica acumulada e consolidada numa única fatura para pagamento superveniente em certa data estipulada.

Conforme dados da nota Estatísticas Monetárias e de Crédito emitida pelo Banco Central do Brasil, dentre as modalidades de crédito conhecidas, o uso de cartão de crédito apresenta-se como o mais elevado.

**Gráfico 1 – Concentração de crédito em junho de 2019 por modalidade**



Fonte: Elaborado pelo autor com dados do BACEN/SGS.

## 2.2. CARTÃO DE CRÉDITO NO BRÁSIL

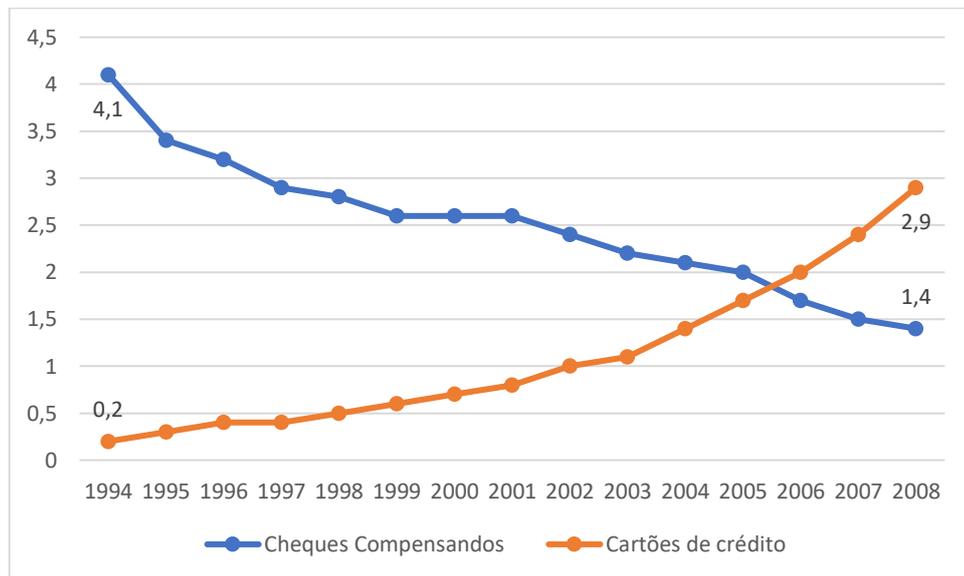
Em 1956, o primeiro cartão de crédito chegou ao Brasil através do empresário tcheco Hanus Tauber, em parceria com o empresário Horácio Piva, chamado *Diners Club*. Ele só era aceito em um grupo específico de restaurantes e funcionava de forma semelhante aos cartões pré-pagos de hoje em dia.

O Bradesco lançou em 1968 o primeiro cartão efetivamente de crédito, o cartão Elo (não confundir com a bandeira Elo atual) o qual atendia estrangeiros portadores de cartões do *BankAmericard* que estavam no Brasil.

Apenas em 1970 foi lançado pelo Citibank o cartão de crédito *City Card* que, após união com Unibanco e Itaú, passou a chamar-se de Credicard. Associando-se à Visa International, a Credicard introduziu no país conceitos como *credit scoring* e *behaviour scoring* em 1983, ao qual permitem estudar e avaliar os perfis dos usuários de cartão, facilitando assim o gerenciamento do crédito concedido.

À medida que o cartão de crédito foi se popularizando no Brasil, houve uma substituição gradativa nos meios de pagamento. Somente em 2006 que as quantidades de transações realizadas nos cartões de crédito superaram os cheques emitidos.

### Gráfico 2 – Qtde. de transações com cartões de crédito x Qtde. de cheques compensados



Fonte: CNDL.

Dados: BACEN/SGS

Durante o ano de 2018, a quantidade de cartões ativos cresceu 20,73% em relação ao ano anterior. Já o montante financeiro e a quantidade de transações realizadas com cartões de crédito crescem a cada ano.

Tabela 1: Dados históricos de utilização do cartão de crédito no Brasil

Ano	Cartão de Crédito Ativo unid. (milhões)	Qtde. de transações com cartão de crédito unid. (milhões)	Valor das transações com cartão de crédito R\$ (milhões)
2010	83	3.314,00	332.095,57
2011	78	3.836,00	400.637,88
2012	78	4.473,00	465.463,92
2013	82	5.020,00	534.001,24
2014	83	5.367,00	593.875,68
2015	85	5.560,00	653.441,04
2016	84	5.858,00	674.301,24
2017	82	6.388,00	731.161,96
2018	99	7.424,00	839.766,64

Fonte: Banco Central do Brasil/SGS, 2019

Contudo, conforme Schrickel (1995), sabe-se que a qualquer crédito está associada a noção de risco. Portanto, a próxima seção irá abordar os principais conceitos associados ao risco de crédito.

### 2.3. RISCO DE CRÉDITO

Ao definir o crédito como sendo a venda de um bem mediante a promessa de pagamento no futuro, passa a existir como risco de crédito o não cumprimento desse acordo. Caouette, Altman e Narayanan (1999, p.1) defendem o risco de crédito como um dos itens mais antigos da história do mercado financeiro, sendo assim definido: se o crédito constitui-se na expectativa de entrada de uma determinada quantia no caixa dos credores, em data futura, então o risco de crédito é a chance de que essa expectativa não se cumpra.

Assaf Neto (p.149. 2012) também compartilha dessa opinião, pois define, em termos mais recentes, o risco de crédito como a possibilidade de uma instituição financeira não receber os valores (principal, rendimentos e juros) prometidos pelos títulos que mantem em sua carteira de ativos recebíveis.

Transações realizadas via cartões de crédito transferem o risco da operação para a administradora de cartões, que é responsável pela análise de crédito e limite fornecido aos portadores de cartão.

Dessa forma, em uma compra realizada via cartão de crédito gera para administradora uma expectativa de recebimento do portador e uma obrigação a pagar junto ao lojista ou quem realizou a venda. Obrigação essa que não depende do efetivo recebimento.

Segundo Farias Neto (p. 746. 2015), o risco de crédito consiste na possibilidade da perda incorrida pelo não pagamento de algum tipo de compromisso financeiro que qualquer contraparte tenha assumido com a instituição financeira. Portanto, entende-se como risco de crédito a inadimplência, ou seja, o não pagamento do valor acordado, mas só entender o risco não é suficiente. É preciso utilizar-se de ferramentas complementares para reduzir esse risco.

Borba (p. 163, 2008 apud. LUCCA, 1998, p. 58-59) argumenta que a base fundamental da administração estratégica do risco de crédito é a classificação de risco e o estabelecimento de políticas de crédito claras e disseminadas na instituição.

Caouette et al (2009), complementa que na gestão do risco de crédito ao consumidor deve-se empregar uma grande variedade de técnicas que dependem de um lançamento intenso de atividades de suporte, desde *bureaus* de crédito (Serasa Experian, Equifax, SPC, Associação Comercial) a escritórios de cobrança.

Dentre essas técnicas de análise do risco de crédito, temos os modelos estatísticos de escoragem que podem ser divididos em: modelos de aprovação de crédito ou *application scoring* (também conhecido como *credit scoring*) e modelos de escoragem comportamental, também conhecidos por *behavioural scoring* (SAUNDERS, 2000).

#### 2.4. MODELOS DE ESCORAGEM

Fisher (1936) e Durand (1941) foram os primeiros a iniciar o estudo da metodologia do *credit scoring*. Ronald Aymer Fisher utilizou uma técnica denominada “Análise discriminante linear” para estudar diferentes espécies de flores do género Íris no qual analisava o comprimento e largura das sépalas e pétalas. Esse estudo forneceu as bases de análise estatística multivariada. David Durand demonstrou que essa mesma técnica poderia ser utilizada para identificação de bons e maus tomadores de financiamento.

Lewis (1992) descreve os modelos de *credit scoring* como sistemas que atribuem pontuações às variáveis de decisão de crédito de um proponente, mediante a aplicação de técnicas estatísticas. Esses modelos visam a segregação de características que permitam distinguir os bons dos maus créditos.

Os modelos de escoragem são divididos em *credit scoring* (ou *application scoring*) e o *behaviour scoring*. De acordo com Thomas (2000), citado por Araújo e Carmona (2009), o primeiro auxilia na decisão de aprovação ou não do crédito. Já o segundo, utilizando-se de informações comportamentais dos clientes, auxilia na gestão ou manutenção dos créditos concedidos.

Saunders (2000) complementa a ideia. Através dos modelos de escores, torna-se possível a pré-identificação de certos fatores-chave que determinam a probabilidade de inadimplência e sua combinação ou ponderação para produzir uma pontuação quantitativa.

*Credit scoring* é um modelo estatístico utilizado para determinar a probabilidade de um possível cliente torna-se inadimplente após a concessão de crédito. Auxilia na decisão da empresa de conceder o crédito juntamente com a política interna. Para tal, utiliza-se de dados cadastrais e informações de *bureaus* de mercado como Serasa, SPC e o Boa vista, por exemplo.

Enquanto o modelo de *credit scoring* é utilizado para avaliar solicitações de crédito, o *behaviour scoring* é um modelo estatístico usado para determinar a probabilidade de um cliente tornar-se inadimplente. Ou seja, aplica-se o *behaviour scoring* a clientes existentes. Utilizando-se de variáveis comportamentais como número de parcelas, quantidade de faturas pagas em atraso, média de atraso, além das variáveis cadastrais.

Conforme resume SILVA (2013, p.374) “Enquanto *credit scoring* é normalmente utilizado para avaliar aceitação do cliente, o *behaviour scoring* avalia o comportamento do cliente. A observação de mudanças de comportamento pode ser um sinal de alarme para uma revisão do relacionamento de crédito com o cliente”.

Contudo, Capon (1982) faz uma análise crítica dos modelos de *credit scoring* e cita alguns problemas que considera grave, entre eles o fato de que o modelo é elaborado para uma amostra de clientes ou empresas que conseguiram o crédito. Para Capon o estudo fere o princípio da imparcialidade por não ser aplicado aos clientes e empresas que não obtiveram crédito, isto é, existe um viés na amostra de desenvolvimento do modelo. Outro ponto citado refere-se ao tamanho da amostra, ao qual Capon define como sendo frequentemente desenvolvido com pequenas amostras, contudo, considerando as ferramentas tecnológicas que existem hoje, isso não é mais um problema; Capon destaca também uso de julgamento arbitrário quando da classificação de um candidato a determinada categoria da variável explicativa (faixa de renda, faixa de idade, profissão etc.).

No que diz respeito aos modelos de *behaviour scoring*, estes por possuírem mais variáveis apresentam, conseqüentemente, maiores taxas de sucesso. Pereira (2004, p. 4) complementa que além das variáveis disponíveis no momento da concessão, na construção do *behaviour scoring* já se conhece o comportamento do cliente.

### 3. METODOLOGIA

#### 3.1. MODELO LOGIT

O modelo econométrico Logit foi escolhido, pois é adequado a trabalhar com variáveis dependentes de respostas binárias. Para este estudo, considera-se o valor 1 o cliente inadimplente e 0 o cliente adimplente. Foi preferido o Logit ao Probit devido o princípio da parcimônia, pois o cálculo do efeito marginal se torna mais simples nesse modelo. Porém, os dois modelos geram resultados semelhantes.

Segundo Lima (1996), um dos objetivos dos modelos de respostas binárias consiste em estimar a probabilidade de um indivíduo com determinado conjunto de atributos tomar uma decisão sobre um dado evento.

Segundo Gujarati (2000), o modelo Logit é derivado de uma função de distribuição acumulada logística. Essa forma de uma curva sigmoide ou em forma de “S”, garante que os resultados estarão entre 0 e 1, diferentemente dos modelos de probabilidade linear. Outra vantagem dos modelos baseados em funções de distribuição acumulada (Logit e Probit) em relação aos modelos de probabilidade linear é que o formato da curva não linear garante que a probabilidade  $P_i = E(Y=1/X)$  aumente de forma não constante, o que parece ser bem plausível no presente estudo. Por exemplo, a medida que aumenta o número de parcelas em atraso de um cliente, aumentará sua probabilidade de inadimplência, entretanto, o efeito marginal da inadimplência cresce a taxas decrescentes, ou seja, o aumento de 10 parcelas em atraso para 12 parcelas em atraso, não tem o mesmo incremento de probabilidade de inadimplência de 0 para 2 parcelas em atraso. A função do modelo Logit é dada por:

$$Prob(y_i = 1) = F(X_i' \beta) = L(X_i' \beta) = \frac{1}{1 + e^{-X_i' \beta}} \quad (1)$$

Note que nessa função, a probabilidade assume valores entre 0 e 1 quanto  $-X_i' \beta$  varia de  $-\infty$  a  $+\infty$  respectivamente. Porém, tem-se um problema nessa estimativa, pois a probabilidade é não linear não somente em  $x$ , como também nos parâmetros. Isto significa que não se pode estimar por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Para resolver este problema, procede-se da seguinte maneira: se a

probabilidade do evento de sucesso ocorrer é dada pela função da equação (1), então

a probabilidade de sucesso não ocorrer é  $[1 - \text{prob}(y_i = 1)]$ , dada por:  $\frac{1}{1 + e^{X_i \beta}}$

Ao dividir a probabilidade de sucesso pela probabilidade de insucesso, encontra-se:

$$\frac{\text{Pr ob}(y_i=1)}{1 - \text{Pr ob}(y_i=1)} = e^{X_i' \beta} \quad (2)$$

Agora, a equação (2) é simplesmente a razão de probabilidades, que mede a chance de se obter sucesso em relação a obter fracasso. Se a razão de probabilidades for logaritimizada, o logaritmo da chance de se obter sucesso será  $X_i' \beta$ . Agora pode-se definir o Logit como:

$$y_i = \ln \left( \frac{\text{Pr ob}(y_i=1)}{1 - \text{Pr ob}(y_i=1)} \right) = F(X_i' \beta) \quad (3)$$

Para T observações ( $i = 1, \dots, T$ ),  $y_i$  é o vetor (Tx1) de observações da variável dependente,  $X_i$  é o vetor (TxK) de variáveis independentes e  $\beta$  é o vetor (Kx1) de parâmetros a serem estimados, onde K é o número de variáveis explicativas.

O logaritmo natural da razão de probabilidades ou o logaritmo da chance passa a ser linear tanto nas variáveis quanto nos parâmetros, podendo agora ser estimado por MQO.

Note que para valores de Probabilidade igual a 1 ou igual a 0, a condição funcional da equação (3) não é válida, portanto, para estimar o modelo com o vetor  $y_i$  seguindo uma distribuição binomial e conseqüentemente encontrar seus parâmetros, usa-se o método de máxima verossimilhança. Em caso de dados agrupados usa-se o conceito de frequência relativa como uma estimativa de probabilidade e estima-se por Mínimos Quadrados Generalizados, pois o termo de perturbação estocástico é heterocedástico neste caso.

O método de máxima verossimilhança objetiva estimar parâmetros que maximizem a probabilidade de uma determinada amostra pertencer a uma dada população LIMA (1996).

Considerando-se  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$  as observações de uma amostra normalmente distribuída, e  $\{p(y_1), p(y_2), \dots, p(y_n)\}$  as respectivas probabilidades associadas à distribuição normal, a função de máxima verossimilhança ( $L$ ) é dada por:

$$L = P(\mathbf{y}_1) \cdot P(\mathbf{y}_2) \cdots P(\mathbf{y}_n) \quad (4)$$

Assumindo que  $y_i$  tem distribuição binomial, a função de máxima verossimilhança pode ser escrita como:

$$L = \prod_{i=1}^{t_1} P_i \prod_{i=t_1+1}^T (1 - P_i) \quad (5)$$

Considerando  $F(X_i' \beta)$  a forma funcional do modelo de resposta binária, pode-se escrever a função de máxima verossimilhança da seguinte forma GREENE (2000):

$$L = \prod_{i=1}^n [F(X_i' \beta)]^{y_i} [1 - F(X_i' \beta)]^{1-y_i} \quad (6)$$

Segundo LIMA (1996), A obtenção de estimadores para o vetor de parâmetros  $\beta$  é obtida diferenciando o logaritmo dessa função de máxima verossimilhança dada na equação (6). Este processo tem um número desejável de propriedades estatísticas, todos os estimadores dos parâmetros são consistentes e também eficientes assintoticamente, ou seja, para grandes amostras. O impacto da variável explicativa sobre a variável explicada nos modelos logit é denominado efeito marginal, que representa uma mudança na probabilidade de um dado evento ocorrer quando o valor da referida variável experimenta uma mudança unitária LIMA (1996). Observe o efeito marginal na equação (7), quanto maior o valor do  $\beta$  maior será o efeito marginal.

$$\frac{\partial}{\partial X_{ik}} L(X_i' \beta) = \frac{e^{X_i' \beta}}{(1 + e^{X_i' \beta})^2} \cdot \beta_k \quad (7)$$

### 3.1.1. DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Foram selecionados 10 mil clientes aleatoriamente da Empresa A para construção do modelo, dos quais 9.227 são adimplentes e 773 inadimplentes. O vetor de variável dependente terá natureza binária, ou seja, assumirá valor 1 se o cliente estiver inadimplente por mais de 65 dias e 0 caso contrário. Já o vetor de variável explicativa  $X_i \beta$  será composto pelas variáveis elencadas no Quadro 1.

**Quadro 1: Descrição das Variáveis Explicativas**

Variável	Descrição	Média
Indgeralpgto	Índice geral de pagamentos. Medido através da quantidade total de pagamentos em relação a quantidade de total faturas considerando todo o histórico dos clientes.	1.0107
Max_dia_atraso_6m	Máximo de dias consecutivos em atraso nos últimos 6 meses de estudo.	9.8304
Perc_ext1	Percentual de faturas extratadas na faixa 1* em relação total de faturas extratadas.	0.0411
Perc_ext2	Percentual de faturas extratadas na faixa 2** em relação total de faturas extratadas.	0.0030
Perc_lim_comp	Percentual de comprometimento do limite. Total do limite utilizado em relação ao limite total.	0.4923
Perc_pgto_6m	Percentual de pagamento realizado nos últimos 6 meses de estudo em relação ao total faturado.	0.9373
VI_min_pg_6m	Menor valor pago por mês nos últimos 6 meses de estudo (não confundir com mínimo da fatura).	143.3275
Tot_compra_6m_lim_tot	Valor total de compras realizadas nos últimos 6 meses de estudo sobre o limite total do cliente.	1.3365
Max_compra_3m_lim_tot	Maior compra realizada nos últimos 3 meses de estudo sobre o limite total do cliente.	0.2846
Med_fat_6m_lim_tot	Valor médio das faturas extratadas nos últimos 6 meses de estudo sobre o limite total do cliente.	0.2895
Tot_fat_6m_lim_tot	Total faturado nos últimos 6 meses de estudo sobre o limite total do cliente.	1.3890
Rotativopagajuros	Total pago de juros sobre valores rotativos*** em todo o histórico do cliente.	31.4301
Rendacomprovada	Valor da renda comprovada do cliente.	1566.0613
Tempo_dias_	Tempo em dias desde aprovação do cliente.	1163.3796

Qtdadicionais	Quantidade de cartões adicionais (mesmo private) para filhos ou cônjuge, por exemplo.	0.1551
Possuioutrocartao	Possui outro cartão private cadastrado. Valor 0 indica apenas um único cartão e 1 indica que possui mais de um cartão.	0.2690
Estadocivil	Estado civil, onde: 0 – não informado, 1 – solteiro, 2 – Separado / Desquitado / Divorciado, 3 – Viuvo, 4 – Companheiro e 5 – Casado.	2.8617
Sexo	Gênero, no qual 0 representa o masculino e 1 o feminino.	0.7581
Idade	Idade do cliente.	45.3028
Grauinstrucao1	Grau de instrução do cliente. Valor 0 não informado, 1 até 1º grau completo, 2 até 2º grau completo, 3 outros, 4 superior incompleto e 5 superior completo.	2.1293
Naturezaocupacao	Ocupação profissional do cliente. 0 não informado, 1 outros, 2 autônomo, 3 aposentado, 4 profissional liberal e 5 empregado.	2.9698
Numerodependentes	Quantidade de dependentes declarados.	0.3380
Creditscore	Valor obtido na análise de crédito do inicial do cliente.	94.5641
<p>* Faixa 1: Faturas geradas sem que a fatura anterior não tenha sido paga. Portanto, geradas na primeira faixa de atraso.  ** Faixa 2: Faturas geradas sem que a faturar anterior (faixa 1) não tenha sido paga. Portanto, geradas na segunda faixa de atraso.  *** Rotativo: Refere-se aos valores não pagos da fatura anterior. Ou seja, a diferença entre o valor da fatura e o valor pago.</p>		

Fonte: Elaboração do Autor

Em Anexo A encontram-se as estatísticas descritivas completa das variáveis do Quadro 1. Observa-se que o índice geral de pagamento dos clientes possui valor médio de 1,01, ou seja, cada fatura gerada possui pouco mais de 1 pagamento. Apesar do excelente resultado, parte desse alto valor pode ser explicado pelo costume dos clientes fracionarem o pagamento da fatura.

O tempo médio de empresa desses clientes é de 1.163 dias, pouco mais de 3 anos. Observa-se que durante esse tempo, os clientes ficam em média, no máximo 9 dias consecutivos em atraso. Nota-se que apenas 26,9% dos clientes possuem um cartão adicional e apenas 15,51% cartões adicionais.

Os clientes apresentaram o comprometimento médio do limite em 49,23% em relação ao limite total. Olhando para o passado, o comprometimento médio, do somatório das faturas dos últimos seis meses, é de 1,38 vezes o limite, e o valor da maior compra realizada nos últimos três meses é de 0,2846 vezes o limite. Em relação

ao pagamento, nos últimos seis meses, 93,73% do valor faturado foi pago. Além disso, em média os clientes rotativaram um valor de 31,43 reais, e das faturas emitidas, 4,11% foram extratadas na faixa 1 de atraso, ou seja, sem o pagamento da fatura anterior.

O total faturado nos últimos seis meses corresponde em média a 138,90% do limite e a média de renda comprovada no valor de 1.566,06.

### 3.2. RESULTADO DA ESTIMAÇÃO

**Tabela 2: Resultados da Estimação do modelo Logit**

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	Estatística-Z	Prob.
INDGERALPGTO	-0.249169	0.182111	-1.368223	0.1712
MAX_DIA_ATRASO_6M	0.009527	0.002263	4.210487	0.0000
PERC_EXT1	5.161826	0.565082	9.134655	0.0000
PERC_EXT2	20.79700	2.065827	10.06716	0.0000
PERC_LIM_COMP	1.257941	0.151708	8.291834	0.0000
PERC_PGTO_6M	0.047500	0.151342	0.313856	0.7536
VL_MIN_PG_6M	-0.005247	0.000546	-9.610505	0.0000
TOT_COMPRA_6M_LIM_TOT	0.084960	0.073578	1.154695	0.2482
MAX_COMPRA_3M_LIM_TOT	0.208346	0.172877	1.205168	0.2281
MED_FAT_6M_LIM_TOT	1.110738	0.336131	3.304479	0.0010
TOT_FAT_6M_LIM_TOT	-0.028263	0.076611	-0.368913	0.7122
ROTATIVOPAGAJUROS	0.002873	0.000195	14.70814	0.0000
RENDACOMPROVADA	1.91E-05	8.20E-06	2.332557	0.0197
TEMPO_DIAS_	0.000398	7.51E-05	5.298415	0.0000
QTDADICIONAIS	-0.008540	0.105376	-0.081045	0.9354
POSSUIOUTROCARTAO	-0.057758	0.119962	-0.481473	0.6302
ESTADOCIVIL	0.004050	0.024638	0.164396	0.8694
SEXO	-0.021247	0.105800	-0.200823	0.8408
IDADE	-0.008949	0.003534	-2.532576	0.0113
GRAUINSTRUCAO1	-0.056509	0.045008	-1.255537	0.2093
NATUREZAOCUPACAO	-0.005219	0.030592	-0.170612	0.8645
NUMERODEPENDENTES	0.047936	0.050577	0.947777	0.3432
CREDITSCORE	4.03E-05	0.000294	0.137242	0.8908
C	-3.869263	0.342433	-11.29934	0.0000
McFadden R-squared	0.311711	Mean dependent var	0.077300	

FONTE: Elaborado pelo autor com base nos dados da Empresa A

A tabela 2 mostra o resultado da estimação do modelo logit, na qual a variável dependente assume valor 1 caso o cliente esteja inadimplente por mais de 65

dias e 0 caso contrário. Apenas 7,73% dos indivíduos da amostra possuem o status inadimplente.

Os resultados apontam que quanto maior o valor do menor pagamento realizado nos últimos seis meses, menor a probabilidade de inadimplência. A quantidade máxima de dias consecutivos em atraso também se mostrou significativa, no entanto com coeficiente positivo, indicando maior probabilidade de inadimplência conforme aumenta os dias consecutivos em atraso.

O percentual de extratos na faixa 1 e percentual de extrato 2 apontam que quanto maior seus valores, maior a probabilidade de inadimplência. O que se reflete no valor de juros sobre rotativo. Quanto maior o volume pago de juros sobre rotativo, maior a probabilidade inadimplência.

Dentre as variáveis demográficas do modelo, apenas a variável idade se mostrou significativa. Na qual, quanto maior a idade, menor a probabilidade de inadimplência. O que pode ser justificado pelo acúmulo de experiência e maiores responsabilidades. As variáveis sexo, grau de instrução, natureza da ocupação, estado civil e número de dependentes não mostraram significância. Além dessas, a variável de *credit scoring*, possuir outro cartão e a quantidade de cartões também não apresentaram significância.

Analisando as variáveis comportamentais, apenas tempo de casa, o percentual de comprometimento do limite e a relação entre a média de fatura dos últimos três meses sobre o limite total apresentaram significância. Quanto maior o tempo de casa, maior a probabilidade de inadimplência. O que pode ser explicado pelo aumento de limite ao longo do tempo. Um maior comprometimento do limite e um percentual maior do valor médio faturado em relação ao limite também aumentaram a probabilidade de inadimplência.

A relação entre o total de compras realizadas nos últimos seis meses, maior valor, em uma única compra, nos últimos três meses e valor total faturado nos últimos seis meses com o limite total não apresentaram significância. O percentual de pagamento da fatura nos últimos seis meses também não apresentou resultado significativo.

### 3.3. VALIDANDO RESULTADOS

Com base nos resultados obtidos, realizou-se duas simulações através do efeito marginal do modelo logit para testar a eficácia do modelo na predição de inadimplência dos clientes.

Cada simulação testou dois cenários. Um primeiro cenário de um cliente “mau” pagador e um segundo cenário de um cliente “bom” pagador. Para tal, três variáveis foram escolhidas para construção de cada cenário, nas demais variáveis, utilizou-se seu valor médio na simulação.

Escolheu-se variáveis demográficas para a primeira simulação, nas quais foram selecionadas três variáveis que melhor pudessem simular cenários extremos de condições financeiras. Para tal, as variáveis Renda Comprovada, Grau de Instrução e Número de Dependentes foram selecionadas.

Simulando a situação de má condição financeira, utiliza-se para o cenário do cliente “mau pagador” valores de renda inferior ao salário mínimo, grau de instrução mínimo (1º grau incompleto) e 4 dependentes. No cenário do cliente “bom pagador”, determinou-se um valor alto de renda, ensino superior completo e zero dependentes.

Já para a segunda simulação, foram escolhidas variáveis comportamentais que também pudessem simular cenários extremos de condições financeiras. Dessa forma, as variáveis elegidas foram Máximo de Dias de Atraso, Percentual de Limite Comprometido e Juros de Rotativo.

Na construção do cenário de péssima condição financeira, utilizou-se o valor de 31 dias como valor máximo de dias consecutivos em atraso, ou seja, no mínimo uma fatura não paga. O percentual de comprometimento de limite assumiu o valor de 100% do limite usado e um valor histórico de Juros sobre rotativo pago de 500 reais. O cenário de excelentes condições financeiras foi elaborado com baixo comprometimento de limite, 20%, zero dias de atraso, ou seja, cliente não atrasou nenhum dia nos seis meses e nunca pagou juros sobre rotativo.

Para efeito de comparação, um teste baseado nos valores médios de todas as variáveis apresentou uma probabilidade de inadimplência de 3,40%.

**Quadro 2: Relação das variáveis com coeficiente e média**

<b>Variável</b>	<b>Coeficiente</b>	<b>Média</b>
Indgeralpgto	-0.249169	1.0107
Max_dia_atraso_6m	0.009527	9.8304
Perc_ext1	5.161826	0.0411
Perc_ext2	20.79700	0.0030
Perc_lim_comp	1.257941	0.4923
Perc_pgto_6m	0.047500	0.9373
VI_min_pg_6m	-0.005247	143.3275
Tot_compra_6m_lim_tot	0.084960	1.3365
Max_compra_3m_lim_tot	0.208346	0.2846
Med_fat_6m_lim_tot	1.110738	0.2895
Tot_fat_6m_lim_tot	-0.028263	1.3890
Rotativopagajuros	0.002873	31.4301
Rendacomprovada	1.91E-05	1566.0613
Tempo_dias_	0.000398	1163.3796
Qtdadicionais	-0.008540	0.1551
Possuioutrocartao	-0.057758	0.2690
Estadocivil	0.004050	2.8617
Sexo	-0.021247	0.7581
Idade	-0.008949	45.3028
Grauinstrucao1	-0.056509	2.1293
Naturezaocupacao	-0.005219	2.9698
Numerodependentes	0.047936	0.3380
Creditscore	4.03E-05	94.5641

**Quadro 3: Simulação 1 – Variáveis selecionadas: Renda Comprovada, Grau de Instrução e Número de dependentes.**

<b>Variáveis</b>	<b>Cenário “mau” pagador</b>	<b>Cenário “bom” pagador</b>
Renda Comprovada ( <i>rendacomprovada</i> )	500	5.000
Grau de Instrução ( <i>grauinstrucao1</i> )	0	5
Número Dependentes ( <i>numerodependentes</i> )	4	0
<b>Resultado p =</b>	<b>4,44%</b>	<b>3,05%</b>

**Quadro 4: Simulação 2 – Variáveis selecionadas: Máximo de Dias em atraso (6 meses), Percentual do Limite Comprometido e Juros de Rotativo.**

<b>Variáveis</b>	<b>Cenário “mau” pagador</b>	<b>Cenário “bom” pagador</b>
Máximo dias atraso - 6 meses ( <i>max_dia_atraso_6m</i> )	31	0
Percentual Limite Comprometido ( <i>perc_lim_comp</i> )	1	0,2
Juros de Rotativo ( <i>rotativopagajuros</i> )	500	0
<b>Resultado p =</b>	<b>25,26%</b>	<b>2,14%</b>

Para calcular do da probabilidade “p”, utilizou-se função logística:

$$p = \frac{e^{\beta_0 + \beta_i X}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_i X}} \quad (8)$$

Em ambas as simulações o modelo mostrou-se coerente na predição de inadimplência do cliente “mau” e “bom” pagador. A segunda simulação apontou valor bastante superior na probabilidade de inadimplência do “mau” pagador que, explica-se pelo fato das variáveis da segunda simulação apresentarem maior importância no modelo.

#### 4. CONCLUSÃO

O objetivo deste estudo tem foco principal em estimar e testar a viabilidade de um modelo econométrico de escoragem comportamental (*behaviour scoring*), através de uma estimação por Regressão Logística em uma administradora de cartões de crédito que possa ser gerenciável internamente e que possa ser utilizado como método alternativo no gerenciamento de riscos de crédito.

A análise dos resultados do modelo de *behaviour scoring* do presente estudo apresentou resultados insignificantes para as variáveis demográficas, com exceção da variável idade que mostrou, conforme esperado, que o avanço da idade e a experiência adquirida ao longo da vida, diminuem a probabilidade de inadimplência.

Analisando as variáveis comportamentais, percebeu-se que as variáveis referentes ao percentual extratado na primeira faixa de atraso, o percentual extratado na segunda faixa de atraso, o percentual de comprometimento do limite (limite usado) e a relação entre o valor médio faturado nos últimos seis meses analisados e o limite total apresentaram maior impacto sobre a inadimplência. Todas estas variáveis apresentaram sinal positivo.

Para validar o modelo deste estudo, foi realizado duas simulações através do efeito marginal do modelo logit junto aos resultados obtidos. Na primeira simulação, analisou-se as variáveis demográficas referentes ao valor de renda comprovada, grau de instrução do cliente e quantidade de dependentes declarados. O resultado obtido mostrou resultado satisfatório ao esperado indicando uma maior probabilidade de inadimplência no cenário do “mau” pagador em relação ao “bom” pagador.

Na segunda simulação, foram analisadas as variáveis comportamentais referentes a quantidade máxima de dias consecutivos em atraso nos últimos seis meses estudados, percentual do limite comprometido e valor total pago referente a juros sobre valores rotativos. Os resultados obtidos da segunda simulação mostraram-se excelentes indicando uma probabilidade muito maior de inadimplência no cenário do “mau” pagador em relação ao “bom” pagador.

## REFERÊNCIAS

ASSAF NETO, Alexandre. **Mercado Financeiro**. 12<sup>a</sup> ed. São Paulo: Atlas, 2014

BANCO CENTRAL DO BRASIL, Home Page <<http://www.bcb.gov.br>> Acesso em: 10 de dez. 2019.

\_\_\_\_\_, **Estatísticas monetárias e de crédito**. Publicação em meio eletrônico, p. 1-4. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estatisticas/estatisticasmonetariascredito>> Acesso em: 10 dez. 2019.

\_\_\_\_\_, **Séries cód. 25149, 25223 e 25229**. Sistema gerenciador de Séries Temporais. Publicação em meio eletrônico. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries>> Acesso em: 12 dez. 2019.

BARROS, Guilherme. **Tarifas já cobrem quase todo gasto com salário dos bancos**. Folha de São Paulo. 2002. Disponível em: <<https://www1.folha.uol.com.br/fsp/dinheiro/fi0309200211.htm>>. Acesso em: 13 dez. 2019.

BORBA, Jean Marlos Pinheiro. **O sistema de cartões de crédito no Brasil: análise da concessão do crédito através das políticas de gestão de crédito, risco e cobrança**. São Luís, MA: EDUFMA, 2008. 245p. (Dissertações & Teses do CCSO/UFMA) ISBN 9788578620226(broch.).

BRIGHAM, Eugene F.; GAPENSKI, Louis C.; EHRHARDT, Michael C. **Administração financeira – teoria e prática**. São Paulo: Atlas, 2001.

CAPON, N. **Credit scoring systems: a critical analysis**. Journal of Marketing. v. 46, p. 82-91, spring 1982.

CAUOETTE, John B. et al. **Gestão do risco de crédito: o grande desafio dos mercados financeiros globais**. 2<sup>o</sup> ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, SERASA. 2009.

CAUOETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, Paul. **Gestão do risco de crédito – o próximo grande desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

CONCILIADORA DE CARTÕES (Brasil, Minas Gerais, Belo Horizonte). **Entenda a evolução do mercado de cartão de crédito nos últimos 14 anos**. [S. l.], 18 out. 2016. Disponível em: <https://www.conciliadora.com.br/blog/entenda-a-evolucao-do-mercado-de-cartao-de-credito-nos-ultimos-14-anos/>. Acesso em: 10 dez. 2019.

CONFEDERAÇÃO NACIONAL DE DIRIGENTES LOJISTAS; SPC BRASIL. **Estudo sobre a indústria de cartões**. Disponível em: <[http://www.bcb.gov.br/pom/spb/seminarios/2010\\_seminterncartoespagamento/arquivos/cndl.pdf](http://www.bcb.gov.br/pom/spb/seminarios/2010_seminterncartoespagamento/arquivos/cndl.pdf)>. Acesso em: 12 dez. 2019.

DURAND, D. **Risk elements in consumer installment financing.** National Bureau of Economic Research. New York, 1941.

FISHER, R. A. **The use of multiple measurements in taxonomic problems.** *Annals of Eugenics*, 7, 1936, p. 179-188.

GREENE, W.H., **Econometric Analysis.** 4th Edition. New Jersey: Prentice Hall, 2000.

GUJARATI, D. N. **Econometria Básica.** São Paulo: Makron Books, 2000.

Lee, T.-S., Chiu, C.-C., Lu, C.-J., & Chen, I.-F. (2002). **Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique.** *Expert Systems with Applications*, 23(3), 245–254.

LEWIS, E. **An introduction to credit scoring.** Fair Isaac: San Rafael, California. 1992.

LIMA, R.C., **Modelos de Respostas Binárias: Especificação, Estimação e Inferência.** Agricultura em São Paulo, 1996.

MORAES, L. G. **Uma Abordagem Alternativa de Behavioral Scoring Usando Modelagem Híbrida de Dois Estágios com Regressão Logística e Redes Neurais.** Monografia, Departamento de Estatística, Instituto de Matemática da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre - RS. 2012.

ORÉFICE, Ricardo Augusto Floret. **Renegociação de créditos inadimplentes: o comportamento do cliente perante o processo de cobrança.** Dissertação (Mestrado Profissional em Administração de Empresas) - FGV - Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2007. <http://hdl.handle.net/10438/5667>

PEREIRA, Gustavo Henrique de Araujo. **Modelos de risco de crédito de clientes: Uma aplicação a dados reais.** 2004. Dissertação (Mestrado em Estatística) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004. doi:10.11606/D.45.2004.tde-28122004-224257.

SANTOS, José Odálio dos. **Análise de crédito – Empresas e Pessoas Físicas.** 3 ed. São Paulo: Atlas, 2009.

SAUNDERS, Anthony. **Medindo o risco de crédito: novas abordagens para o value at risk e outros paradigmas.** Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

SCHRICKEL, K. W. **Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos.** 2. ed. São Paulo: Atlas, 1995.

SICSÚ, A. L. **Crédit Scoring: desenvolvimento, implantação, acompanhamento.** São Paulo: Blucher, 2010.

SIDDIQI, Naeem. **Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring.** Hoboken, N.J.: Wiley, 2006.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e análise de risco de crédito**. 7 ed. São Paulo: Atlas, 2013.

SOUZA, Ródnei Bernardino de. **O modelo de collection scoring como ferramenta para a gestão estratégica do risco de crédito**. Dissertação (Mestrado Profissional em Administração de Empresas) - FGV - Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2000.

THOMAS, L. C. **A Survey of Credit and Behavioral Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers**, *International Journal of Forecasting*, Edinburgh - U.K, v. 16, p.149-172, 2000.

## ANEXO A – ANÁLISE DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS DO MODELO

VARIÁVEIS	MÉDIA	MEDIANA	MODA	DESVIO PADRÃO	VARIÂNCIA
INDGERALPGTO	1,01	1,00	1,00	0,36	0,13
MAX_DIA_ATRASO_6M	9,83	4,00	0,00	17,93	321,34
PERC_EXT1	0,04	0,00	0,00	0,07	0,01
PERC_EXT2	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00
PERC_LIM_COMP	0,49	0,44	0,00	0,42	0,18
PERC_PGTO_6M	0,94	1,00	1,00	0,25	0,06
VL_MIN_PG_6M	143,33	90,60	100,00	159,20	25346,21
TOT_COMPRA_6M_LIM_TOT	1,34	1,13	0,00	1,11	1,23
MAX_COMPRA_3M_LIM_TOT	0,28	0,22	0,00	0,28	0,08
MED_FAT_6M_LIM_TOT	0,29	0,23	1,07	0,23	0,05
TOT_FAT_6M_LIM_TOT	1,39	1,07	0,00	1,14	1,30
ROTATIVOPAGAJUROS	31,43	0,00	0,00	214,94	46198,65
RENDACOMPROVADA	1566,06	1200,00	1500,00	2928,28	8574826,65
TEMPO_DIAS_	1163,38	803,00	751,00	882,14	778177,93
QTDADICIONAIS	0,16	0,00	0,00	0,39	0,15
POSSUIOUTROCARTAO	0,27	0,00	0,00	0,44	0,20
EstadoCivil	2,86	3,00	1,00	1,88	3,53
SEXO	0,76	1,00	1,00	0,43	0,18
IDADE	45,30	44,00	36,00	13,77	189,57
GRAUINSTRUCAO1	2,13	2,00	2,00	1,04	1,08
NATUREZAOCUPACAO	2,97	2,00	2,00	1,48	2,19
NUMERODEPENDENTES	0,34	0,00	0,00	0,85	0,72
CREDITSCORE	94,56	-1,00	-1,00	199,37	39747,12