

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS - UNISINOS  
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS  
NÍVEL MESTRADO**

**LEONARDO JANTSCH**

**ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO NO USO DO CARTÃO DE CRÉDITO**

**São Leopoldo**

**2017**

LEONARDO JANTSCH

ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO NO USO DO CARTÃO DE CRÉDITO

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis, pelo Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade do Vale do Rio dos Sinos - UNISINOS

Orientador: Prof. Dr. Adolfo Alberto Vanti

São Leopoldo

2017

J35a Jantsch, Leonardo.  
Análise do risco de crédito no uso do cartão de crédito /  
por Leonardo Jantsch. -- São Leopoldo, 2017.

78 f. : il. color. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) – Universidade do Vale do Rio dos  
Sinos, Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis,  
São Leopoldo, RS, 2017.

Orientação: Prof. Dr. Adolfo Alberto Vanti, Escola de  
Gestão e Negócios.

1.Cartão de crédito. 2.Administração de crédito. 3.Avaliação  
de riscos. 4.Inadimplência (Finanças). 5.Administração de risco.  
I.Vanti, Adolfo Alberto. II.Título.

CDU 657.244.1  
658.88

Catálogo na publicação:  
Bibliotecária Carla Maria Goulart de Moraes – CRB 10/1252

Leonardo Jantsch

ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO NO USO DO CARTÃO DE CRÉDITO

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre, pelo Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS

Aprovado em 22/02/2017.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Luciana de Andrade Costa - UFRGS

---

Prof. Dr. Tiago Wickstrom Alves - UNISINOS

---

Prof. Dr. Ernani Ott - UNISINOS

---

Prof. Dr. Clovis Antônio Kronbauer - UNISINOS

Agradeço a todos que contribuíram para a construção desta conquista. E foram muitos: família, amigos, colegas e professores. Ao orientador, Professor Dr. Adolfo Alberto Vanti pelas horas dedicadas em conversas e ensinamentos. Ao PPG da Unisinos pela oportunidade de crescimento e convivência. A equipe de trabalho pelo apoio e incentivo ao sucesso. E, em especial, a minha esposa Paula pelo apoio incondicional. A minha filha Lívia, pela compreensão nos momentos de ausência. Ao Sicredi pelo incentivo e por ser esta empresa fantástica de se trabalhar. E, a pessoa que deu o empurrão final para o início deste projeto, Sr. José Roberto Jacintho. E, a que auxiliou no momento final, à colega Simone Morales, parceira de trabalho e conquistas

Um obrigado a todos, de coração!

## RESUMO

O objetivo deste trabalho foi mensurar a probabilidade de atraso nos pagamentos e posterior inadimplência como medida de análise do risco de crédito e de suporte a tomada de decisão em empréstimos de cartão de crédito para pessoas físicas em instituição financeira comercial. Como método de pesquisa buscou-se no *Design Science Research* a base para a prescrição de soluções e construção de artefatos, sendo que as análises foram efetivadas utilizando-se das cadeias de Markov. Os resultados encontrados evidenciam que indivíduos se comportam de forma distinta em termos de utilização e manutenção das carteiras, o que permite atribuir características próprias aos usuários de maior risco pelos atributos selecionados neste estudo. A principal contribuição deste trabalho está em evidenciar que o processo de entendimento prévio, contemplando o levantamento dos requisitos de negócio, necessidade de dados, tratamento de dados, modelagem, avaliação e implementação, pode se tornar um fator de sucesso no momento de definição e aplicação das análises de perfil por meio das cadeias de Markov.

**Palavras-chave:** Cartão de crédito. Cadeias de Markov. Risco de crédito. Inadimplência.

## **ABSTRACT**

The objective of this study was to measure the probability of late payment and subsequent delinquency as a measure of credit risk analysis and support decision making in credit card loans to individuals in a commercial financial institution. As a research method, Design Science Research was the basis for the prescription of solutions and the construction of artifacts, and the analyzes were carried out using Markov chains. The results show that individuals behave differently in terms of the use and maintenance of the portfolios, which allows to assign characteristics of the users of higher risk to the attributes selected in this study. The main contribution of this work is to show that the process of prior understanding, contemplating the survey of business requirements, data requirements, data processing, modeling, evaluation and implementation, can become a success factor when defining and applying of the profile analyzes through the Markov chains.

**Key-words:** Credit card. Markov chains. Credit Risk. Delinquency.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Segmentação da população.....	24
Figura 2 – Etapas do modelo de referência CRISP-DM.....	32
Figura 3 - Estruturação do modelo de análise.....	33



## LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Cartão com utilização de rotativo.....	41
Gráfico 2 – Cartão com ocorrência de atraso.....	41
Gráfico 3 – Cartão com ocorrência de inadimplência.....	42
Gráfico 4 - Evolução da inadimplência por período da amostra.....	45

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Estudos relacionados ao tema e variáveis utilizadas .....	28
--	----

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Exemplo de cálculo das probabilidades de transição.....	22
Tabela 2 - Ocorrências de utilização do rotativo por período .....	40
Tabela 3 - Estados da carteira por período .....	43
Tabela 4 - Contas e estados para os períodos 1, 6, 12 e 24.....	44
Tabela 5 - Distribuição das contas nos estados para os períodos 1, 6, 12 e 24 .....	44
Tabela 6 - Probabilidades de transição entre os períodos .....	46
Tabela 7 – Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Idade .....	48
Tabela 8 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Idade .....	48
Tabela 9 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Idade .....	49
Tabela 10 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Sistema Financeiro ..	49
Tabela 11 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Sistema Financeiro ..	50
Tabela 12 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Sistema Financeiro ..	50
Tabela 13 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Ramo .....	51
Tabela 14 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Ramo .....	51
Tabela 15 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Ramo .....	52
Tabela 16 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Tipo de Residência ..	52
Tabela 17 - Probabilidade de transição do estado 3/ Atributo Tipo de Residência ...	53
Tabela 18 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Estado Civil .....	53
Tabela 19 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Estado Civil .....	54
Tabela 20 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Estado Civil .....	54
Tabela 21 - Probabilidade de transição geral / Atributo Dependentes .....	55
Tabela 22 - Probabilidade de transição geral / Atributo Gênero.....	55
Tabela 23 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Limite Total .....	56
Tabela 24 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Limite Total .....	57
Tabela 25 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Renda Anual .....	57
Tabela 26 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Renda Anual .....	58
Tabela 27 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Renda Anual .....	58
Tabela 28 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Origem da Renda.....	59
Tabela 29 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Origem da Renda.....	59
Tabela 30 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Origem da Renda.....	60
Tabela 31 – Correlações com variáveis macroeconômicas .....	61
Tabela 32 – Indicadores de perfil a partir do estado 1 .....	62

Tabela 33 - Indicadores de perfil a partir do estado 2 .....	62
Tabela 34 - Indicadores de perfil a partir do estado 3 .....	63
Tabela 35 – Desempenho da amostra de 8.851 clientes nos 12 primeiros meses ...	64
Tabela 36- Desempenho da amostra de 8.851 clientes nos 12 meses subsequentes .....	65
Tabela 37 – Transições para a amostra de 7.080 contas .....	65
Tabela 38 - Transições para a amostra de 1.771 contas .....	65
Tabela 39 – Probabilidades de transição a partir do 6º período.....	66
Tabela 40 – Performance da carteira .....	67
Tabela 41 – Correlações de probabilidades e carteira .....	67

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>13</b>
1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA .....	14
1.2 DELIMITAÇÕES DO TRABALHO .....	15
1.3 OBJETIVOS .....	16
<b>1.3.1 Objetivo Geral</b> .....	<b>16</b>
<b>1.3.2 Objetivos Específicos</b> .....	<b>16</b>
1.4 JUSTIFICATIVA .....	16
<b>2 REVISÃO DA LITERATURA</b> .....	<b>18</b>
2.1 RISCO DE CRÉDITO RELACIONADO AO CARTÃO .....	18
<b>2.1.1 Behavioural Scoring</b> .....	<b>19</b>
<b>2.1.2 Cadeias de Markov</b> .....	<b>20</b>
2.2 MODELOS DE NEGÓCIO DA INDÚSTRIA DE CARTÕES .....	25
<b>2.2.1 Seleção de Variáveis</b> .....	<b>27</b>
<b>3 METODOLOGIA</b> .....	<b>30</b>
3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA .....	30
3.2 PROCEDIMENTO DE COLETA DE DADOS .....	34
3.3 PROCEDIMENTO DE TRATAMENTO E ANÁLISE DE DADOS .....	39
<b>4 ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO EM EMPRÉSTIMOS DE CARTÃO</b> .....	<b>43</b>
4.1 PREVISÕES EM REFERÊNCIA AO TOTAL DA AMOSTRA .....	46
4.2 PREVISÕES COM BASE NA IDADE .....	47
4.3 PREVISÕES COM BASE NO TEMPO DE PARTICIPAÇÃO NO SISTEMA FINANCEIRO .....	49
4.4 PREVISÕES COM BASE NO RAMO DE ATIVIDADE .....	51
4.5 PREVISÕES COM BASE NO TIPO DE RESIDÊNCIA .....	52
4.6 PREVISÕES COM BASE NO ESTADO CIVIL .....	53
4.7 PREVISÕES COM BASE NA EXISTÊNCIA DE DEPENDENTES .....	54
4.8 PREVISÕES COM BASE NO GÊNERO .....	55
4.9 PREVISÕES COM BASE NO LIMITE DE CRÉDITO CONCEDIDO .....	56
4.10 PREVISÕES COM BASE NA RENDA .....	57
4.11 PREVISÕES COM BASE NA ORIGEM DA RENDA .....	59
4.12 VARIÁVEIS MACROECONÔMICAS .....	60
4.13 PERFIL DA INADIMPLÊNCIA NA UTILIZAÇÃO DO CARTÃO DE CRÉDITO .....	61

4.14 TESTES DE VALIDAÇÃO .....	64
4.14.1 Teste de Validação “a” .....	64
4.14.2 Teste de Validação “b” .....	65
4.14.3 Teste de Validação “c” .....	66
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	68
REFERÊNCIAS.....	71
ANEXO A – TABELAS DE PROBABILIDADE DE TRANSIÇÃO .....	75
ANEXO B – SÉRIES HISTÓRICAS BACEN .....	77
ANEXO C – PROBABILIDADES DE TRANSIÇÃO DO MODELO GERAL .....	78

## 1 INTRODUÇÃO

O crédito ao consumidor constitui uma parte significativa do sistema bancário e o cartão de crédito se desenvolve neste cenário como uma forma de pagamento dominante e em expansão. Como efeito adverso, uma das consequências principais é a tendência de aumento da inadimplência nas empresas emissoras de cartão. Estratégias agressivas de marketing podem incentivar a utilização além da capacidade de pagamento, aumentando o risco de crédito do portador e resultando em inadimplência e perdas acima do previsto. (JOHNSTON; OH, 2014).

Contudo, conforme Thompson (2003), os gestores corporativos resistem em considerar a gestão de riscos como uma disciplina de gestão. Defende o autor que uma tendência entre os gestores é de adotarem uma postura fundamentada em seus próprios conhecimentos e ponto de vista sobre gestão de riscos.

Da mesma forma que o apetite a risco influencia a cultura e o estilo de uma organização, também define os riscos aceitáveis na busca pela agregação de valor. Adicionalmente, na abordagem quantitativa, reflete e equilibra as metas de crescimento, retorno e risco, estando diretamente ligado à estratégia da organização e orientando a alocação de recursos entre unidades de negócio e iniciativas. (COSO, 2007).

Baraldi (2004) e Capelletto e Corrar (2008) descrevem que o mercado financeiro está mais avançado no desenvolvimento de metodologias para avaliação de riscos, em especial no risco de crédito, considerando que os órgãos reguladores estipulam normativamente a sua obrigatoriedade de adoção. Segundo os autores, risco de crédito decorre do risco de liquidação das obrigações pela contraparte devedora, o que ocasiona variação de valores para créditos e contas a receber.

Em linha com estes argumentos, para Ghodselahi (2011) a característica principal da indústria bancária é lidar com capital e risco na obtenção de lucros, sendo que o sucesso nesta indústria está diretamente vinculado a sua capacidade de controlar e gerir os riscos relacionados. Complementa o autor que a precisão da classificação de crédito por modelos de decisão que classifiquem bons e maus tomadores é fundamental para a lucratividade da instituição financeira, influenciando na redução do custo de análise de crédito, na rapidez das deliberações, na qualidade da carteira e na diminuição do risco de inadimplência.

Em relação a classificação de crédito por modelos de decisão, Thomas, Edelman e Crook (2002) apresentam o *credit scoring* como sendo, essencialmente, uma forma de identificar os diferentes grupos em uma população, quando o que se busca não são as características que definem os grupos, mas sim, as características únicas que os relacionam. Segundo os autores com o início da utilização de cartões de crédito no final de 1960 os emissores percebem a utilidade da classificação de crédito e a necessidade de automação da decisão de empréstimo, dado o elevado número de análises.

Em 1941, David Durand foi o pioneiro no uso de estatísticas na análise de fatores de risco de crédito no financiamento ao consumo, abrindo caminho para novas pesquisas. Em seu estudo<sup>1</sup> o autor apresenta uma análise de fatores relevantes para a seleção de riscos de crédito e determinação dos padrões para financiamentos a consumidores. De forma similar, válida a utilização das mesmas técnicas para a segregação entre bons e maus pagadores. (BUMACOV; ASHTA, 2011).

Myers e Forgy (1963) demonstram como a pontuação de crédito pode ser um preditor muito melhor do que qualquer esquema de julgamento. Em seu estudo aplicado, os resultados obtidos pelo sistema de *scoring* permitiria eliminar 13 a 26 por cento das potenciais perdas futuras a um custo de 1 a 3 por cento, respectivamente, de boas contas. Estas informações habilitam à gestão agir sobre a sua política operacional, a luz das mudanças nas condições econômicas, atuando na redução de perdas e otimização de ganhos.

Para Power (2002), sistemas de apoio à decisão dão suporte ao processo decisório, mas não substituem a habilidade do tomador de decisão. Complementa que podem ser estruturados por meio de sistemas computacionais interativos que auxiliam as pessoas a resolver problemas e a tomar decisões.

## 1.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

Conforme Santos e Famá (2007) as carteiras de créditos rotativos (cheque especial e cartão de crédito) em que elevadas taxas de juros são cobradas de clientes, sofrem grande impacto em situações adversas, como perda total ou parcial

---

<sup>1</sup> DURAND, David. Risk Elements in Consumer Instalment Financing. National Bureau of Economic Research, v. 1, p.0-12, 1941.



da renda salarial do portador e de eventos sistêmicos que promovam a elevação das taxas de juros, forçando à renegociação com redução do *spread* e da lucratividade.

Em complemento, aspectos comportamentais dos consumidores também influenciam nos níveis de demanda e composição das carteiras. Nicols e Shefrin (2014) em estudo sobre o comportamento de usuários de cartão de crédito norte americanos, identificaram que 27% dos portadores de cartões se declaram como aderentes ao pagamento mínimo de suas faturas e ainda, com baixo nível de controle sobre suas finanças pessoais. Adicionalmente, apenas 40% atribui grande importância para estar no controle de suas finanças e, notavelmente, 44% desse grupo relatam baixa confiança em ser capaz de gerir as suas finanças usando a tecnologia online.

Para Dean *et al.* (2013) atitude ou comportamento associados com a forma como um indivíduo se relaciona com o dinheiro tendem a ser tornar a origem dos problemas financeiros. Para os autores os gastos se categorizam em relação aos objetivos e proposições (poder pessoal, prestígio, imagem ou outros desejos materialistas) ou ações de consumo (associados à ansiedade e indecisão).

Desta forma se estabelece a fundamentação para a conclusão de Getter (2008) de que o crédito rotativo, incluindo o cartão de crédito, possui o maior risco entre as formas de empréstimos bancários, o que conseqüentemente eleva os custos operacionais e os riscos de inadimplência.

Considerando a representatividade que o cartão de crédito possui no contexto econômico e o risco de crédito relacionado, o problema de pesquisa é assim definido: como mensurar a probabilidade de atraso nos pagamentos e posterior inadimplência para suporte a tomada de decisão na análise do risco de crédito em empréstimos de cartão de crédito?

## 1.2 DELIMITAÇÕES DO TRABALHO

A análise da previsão da inadimplência e mensuração do risco de crédito no uso do cartão de crédito é evoluída sob a aplicação do modelo de intensidade multi-estado com a utilização de cadeias de Markov, posicionando esta pesquisa como sequência de trabalhos científicos aplicados à realidade empresarial.

Justifica-se a utilização dos modelos multi-estado de Markov pela aplicabilidade na geração de matriz de intensidade e obtenção das estimativas

utilizadas na construção de simulações das condições dos clientes em diferentes horizontes de tempo.

A aplicação ocorreu em uma instituição financeira emissora de cartões atuante em 21 estados brasileiros. As características desse setor são abordadas nos trabalhos de Johnston e Oh (2014); Kawde e Mukherjee (2014); e Bendle e Horne (2014), que descrevem o modelo global da indústria de cartões e as principais características dos consumidores que optam por esta modalidade de pagamento.

Em complemento, Leow e Crook (2014) e Régis e Artes (2008) modelam o comportamento dos devedores ao longo do período de utilização do cartão, identificando os vários estados de atraso e prevendo a probabilidade de inadimplência por meio dos de modelos de intensidade e probabilidade de transição de Markov.

### 1.3 OBJETIVOS

#### 1.3.1 Objetivo Geral

Mensurar a probabilidade de atraso nos pagamentos e posterior inadimplência para suporte a tomada de decisão na análise do risco de crédito em empréstimos de cartão de crédito para pessoas físicas em instituição financeira comercial.

#### 1.3.2 Objetivos Específicos

- a) Prever a inadimplência e o risco de crédito para os clientes utilizando as previsões do modelo de classificação por meio das variáveis explicativas;
- b) Classificar os clientes em adimplentes e inadimplentes utilizando modelos de intensidade e probabilidade de transição;
- a) Validar o modelo proposto aplicando-o em dados reais de utilização de cartão de crédito em uma instituição financeira emissora de cartão.

### 1.4 JUSTIFICATIVA

A partir da crise financeira de 2008, a sensibilização e a importância da gestão de risco de crédito têm aumentado, conforme descrevem Leow e Crook (2014). Para os autores há uma lacuna a ser preenchida, especialmente em termos

de como se pode correlacionar perdas em empréstimos, comportamento do devedor e o clima econômico.

Em complemento, Leow e Crook (2014, p.685) afirmam que:

Modelos de risco para carteiras de varejo de instituições financeiras, bem como dentro da literatura acadêmica, não foram desenvolvidos de forma extensiva como eles têm sido no setor corporativo, principalmente devido à disponibilidade e à inacessibilidade dos dados necessários.

O trabalho de Leow e Crook (2014) se utilizou de variáveis relacionadas a *application* e *behavioural scoring* para modelar o tempo de atraso e a sua posterior evolução para a inadimplência. No processo de mensuração teve como base o comportamento dos devedores ao longo do seu período de empréstimo e a forma como eles lidaram com experiências anteriores de períodos em atraso. Outros fatores externos, como variáveis macroeconômicas poderiam ser incluídos, mas a opção de Leow e Crook (2014) foi por não considerá-los. Com relação à técnica, por exemplo, o que buscaram evidenciar foi que nos meses que antecederam o evento de perda em empréstimo, há indicadores comportamentais possíveis de serem mensurados para indicar que, dois ou mais pagamentos mensais perdidos, significam propensão maior ao risco de inadimplência do que ao risco de pagamento antecipado.

Complementam Régis e Artes (2016) que este contexto é o cenário ideal para os modelos multi-estado de Markov. Considerando que a partir da geração da matriz de intensidade o modelo de Markov utiliza toda a estrutura multivariada dos dados para obter as estimativas dos parâmetros, sendo que os resultados podem ser utilizados na construção de simulações das condições dos clientes em diferentes horizontes de tempo.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

Nas empresas de crédito ao consumidor, tais como as que disponibilizam cartão de crédito, a receita é um indicador de desempenho dos negócios, enquanto que a inadimplência é um indicador de perda. As taxas de inadimplência da carteira atual de empréstimos não afetam o lucro do período, mas produzem um efeito negativo sobre os resultados futuros por se tornarem perdas de crédito. (JOHNSTON; OH, 2014).

O cartão de crédito envolve facilidades, segurança e ampliação das opções para pagamento de compras, contas ou serviços. Pode ser utilizado em transações nacionais ou internacionais, com estímulo ao uso por meio de programas de pontuação para troca por benefícios e recompensas. A cada cartão é estipulado um limite de crédito como montante máximo a ser consumido pelas compras, saques e saldos de faturas anteriores. (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2010).

As faturas não precisam ser pagas integralmente a cada vencimento, desde que o portador não liquide menos que o valor estabelecido pela emissora do cartão, nunca inferior a 20% do total da fatura. Neste caso, o saldo remanescente passa a ser tratado como uma operação de crédito denominada rotativo, que em conjunto com os saques e compras parceladas pelo emissor, estão sujeitas à cobrança de juros por meio de taxas pactuadas entre o cliente e a emissora do cartão. (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2010).

### 2.1 RISCO DE CRÉDITO RELACIONADO AO CARTÃO

Na concepção de Walker (2013) o risco e a sua origem estão ligados à noção de seguro, com utilização relacionada à contabilização de perdas. Discorre o autor que em uma estrutura de negócio voltada a investimento, o risco é uma realidade empresarial, sendo mensurado para transmitir a possibilidade de perdas e ganhos. Desta forma, conclui que mensurar as alterações e compreender em que momento elas acontecerão são as bases para a gestão de riscos nos negócios.

No contexto de uma instituição financeira, exposta ao risco de não pagamento e posterior inadimplência, a previsão de perda para um indivíduo pode ajudar a determinar a política de cobrança a ser utilizada para esse padrão de indivíduo. Logo, tem-se que o risco financeiro da carteira como parte integrante do cálculo

operacional dos requisitos de capital para cobrir perdas de crédito (BELLOTTI; CROOK, 2012).

Thomas, Ho e Scherer (2001) abordam a avaliação de risco de crédito ao consumidor com o uso de modelagem dinâmica, por meio do *behavioural scoring*, *customer scoring* e *profit scoring*. Ressaltam os autores que, quando se considera a rentabilidade é preciso usar o comportamento recente dos consumidores para estimar o desempenho subsequente ao longo de um intervalo de tempo futuro. Para a inadimplência, da mesma forma, tais cálculos contribuem para estimar quanto o credor tem de pôr de lado para cobrir essas perdas esperadas, sendo também denominado de o problema de provisionamento da dívida.

Conforme orientações sobre risco de crédito e contabilização de perdas, emitido pelo Comitê de Basileia de Supervisão Bancária (2015), uma instituição financeira deve possuir modelos sólidos e consistentes que possibilitem avaliar e medir as perdas de crédito esperadas (PCE). Os modelos podem considerar tanto a transação individual como os níveis globais da carteira no processo de avaliação e medição da PCE. Devem abranger o impacto das mudanças para o cliente e as variáveis relacionadas com o risco de crédito, tais como as perdas já ocorridas por inadimplência, os saldos e os valores das garantias. Somam-se a estas variáveis as probabilidades de inadimplência e o grau de risco de crédito dos clientes, considerando informações prospectivas do seu histórico e incluindo fatores macroeconômicos. (COMITÊ DE BASILÉIA DE SUPERVISÃO BANCÁRIA, 2015).

Belotti e Crook (2013) evoluem o tema sob o aspecto das variáveis macroeconômicas, identificando em seu estudo que a taxa de juros está positivamente relacionada com a inadimplência, uma vez que aumentam o valor do reembolso da dívida e o nível de endividamento. Da mesma forma identificam os autores que a taxa de desemprego atua no mesmo sentido sobre os indivíduos. Em particular, os devedores que se tornaram ou permanecem desempregados encontram maior dificuldade em pagar a dívida.

### **2.1.1 Behavioural Scoring**

Com relação ao *behavioural scoring*, Thomas (2000) apresenta que neste modelo o monitoramento dos riscos ocorre por meio do histórico do cliente, sendo utilizado nas decisões relativas ao gerenciamento de crédito. Considera o autor que

desta forma auxilia na administração daqueles clientes que já possuem uma relação creditícia com a instituição.

Na sua elaboração contemplam-se variáveis obtidas em relatórios mensais de crédito que evidenciam o desempenho do cliente. Algumas características são indicadores de mau comportamento, como pagamentos em atraso ou utilização além do limite concedido. Outras refletem a dificuldade na gestão do dinheiro, tais como a utilização do rotativo no cartão de crédito. Somam-se a este cenário dados de outros sistemas, incluindo características pessoais, como idade, tempo de relacionamento com o banco ou o tipo de residência. (THOMAS; HO; SCHERER, 2001).

Para Caouette et al. (2009) pressupõem-se nestes modelos, sem abordar nenhuma consideração sobre lucratividade, a existência de uma métrica que separe por meio de distribuições distintas os créditos bons dos maus, baseada na experiência real de crédito da empresa. Conforme os autores, a definição de contas ruins geralmente está baseada na ocorrência de três ausências nos pagamentos, sendo as boas contas as que não apresentarem atrasos neste nível.

Para a evolução das análises, uma amostra de clientes é escolhida, observando-se seu desempenho durante um período de, geralmente, 6 a 12 meses. A suposição tácita destes modelos é de que a relação entre as características de desempenho de um cliente será a mesma agora como era dois ou três anos atrás, quando as informações em que o processo de avaliação foi construído. Adicionalmente, pode-se segmentar a população e construir diferentes análises para cada segmento. A segmentação se justifica por razões estratégicas, operacionais e de interações entre variáveis. Algumas instituições podem decidir ter por alvo determinados grupos de consumidores, considerando a sua idade ou tipo de residência, podendo atribuir um grau de risco mais baixo. Finalmente, pode haver fortes interações entre as outras variáveis importantes. Se uma característica interage fortemente com outras, pode ser sensato segmentar a população de acordo com atributos destas características. (THOMAS; HO; SCHERER, 2001).

### **2.1.2 Cadeias de Markov**

Segundo Thomas; Ho; Scherer (2001) modelos de comportamento do consumidor baseados na cadeia de Markov representam uma abordagem alternativa para *behavioural scoring*, com extensão clara ao *profit scoring*, ainda com poucos

sistemas comerciais baseados nessas ideias. Os autores descrevem que estes modelos foram sugeridos pela primeira vez por Cyert, Davidson e Thompson em 1962, sendo variantes dos modelos básicos sugeridos por Bierman e Hausman em 1970, Corcoran em 1978 e van Keulen, Spronk e Corcoran em 1981.

Para Anton e Rorres (2012, p.286), uma cadeia de Markov é um sistema dinâmico cujos vetores de estado numa sucessão de intervalos de tempo são vetores de probabilidade e para o qual os vetores de estado em intervalos de tempo sucessivos estão relacionados por uma equação da forma  $x(k+1) = Px(k)$ . Complementam os autores que  $P = [p_{ij}]$  é uma matriz estocástica, e  $p_{ij}$  é a probabilidade com que o sistema estará no estado  $i$  no instante  $t = k + 1$  se estiver no estado  $j$  no instante  $t = k$ . A matriz  $P$  é denominada matriz de transição do sistema.

Cyert, Davidson e Thompson (1962) observando o efeito negativo sobre o resultado que as reservas contábeis para devedores duvidosos produziam, constaram que em grande parte do varejo o cálculo dos montantes a serem provisionados considerava o tempo em que a conta estava inadimplente e uma expectativa de perda sobre cada categoria de tempo. Também observaram que a metodologia variava conforme os parâmetros de políticas da empresa, tendo como base o conservadorismo e a condição econômica desta. Propostos a desenvolver um modelo que estimasse as probabilidades de perdas, os autores concluíram em seus estudos que a probabilidade de transição estimada pela Cadeia de Markov fornecia uma visão valiosa sobre melhores métodos de gestão de contas a receber. Obtiveram como principais resultados a construção de um processo científico que se mostrou eficiente em: 1) estimar as taxas de expectativa de perda por categoria de tempo de atraso; 2) servir de base para o cálculo da provisão sobre créditos de liquidação duvidosa; 3) definir o estado de equilíbrio da distribuição etária de contas a receber; 4) calcular os desvios para as estimativas (2) e (3) acima.

Para Thomas; Ho; Scherer (2001), o modelo da cadeia de Markov considera, em primeiro lugar, que o espaço de tempo dos estados obtidos no modelo não descreve todas as diferentes situações em que o consumidor pode estar. Em segundo lugar, considera que a dinâmica do seu comportamento posterior segue o comportamento mapeado pela cadeia de Markov. Reforçam os autores que a característica de previsibilidade descrita na segunda afirmativa, de que existe um modelo dinâmico estocástico simples, é que permite projetar o comportamento futuro

de cada cliente. Embora os modelos da cadeia de Markov não sejam amplamente utilizados para construir sistemas de *behavioural* ou *profit scoring*, os autores reforçam sua aplicação no mapeamento da dinâmica do estado de inadimplência de uma população.

Para aplicação das cadeias de Markov, o modelo a ser utilizado considera a diferenciação de estados do cliente, incluindo-se nesse a inadimplência. As probabilidades de transição são obtidas a partir de dados anteriores. Por exemplo, tenhamos que  $n(i)$  é o número total de meses que os clientes estão em estado  $i$  ( $i = 0,1,2,3,4$ ) e temos que  $n(i, j)$  é o número de vezes que os clientes passam de estado  $i$  para o estado  $j$ . A estimativa de máxima probabilidade de transição  $p(i, j)$  é  $n(i, j) / n(i)$ . Assim, na Tabela 1, o número superior refere-se ao número de tais transições na amostra, e o número inferior refere-se a estimativa de probabilidade máxima das probabilidades de transição. (THOMAS; HO; SCHERER, 2001).

Tabela 1 - Exemplo de cálculo das probabilidades de transição

Próximo / Corrente	0	1	2	3	4
0	19.700 0.985	300 0.015			
1	100 0.25	160 0.4	140 0.35		
2	7 0.047	8 0.053	45 0.3	90 0.6	
3	5 0.05	1 0.01	4 0.04	15 0.15	75 0.75

Fonte: Thomas; Ho e Scherer, 2001.

Esta abordagem permite que os dados sejam utilizados para definir as matrizes de transição. Para Anton e Rorres (2012), as matrizes de transição das cadeias de Markov têm a propriedade que as entradas somam 1, o que pode ser confirmado na Tabela 1 pela soma das probabilidades dispostas horizontalmente nas linhas. Este exemplo de matriz é denominada pelos autores de matriz estocástica (da palavra grega “stochastikós”, significando “palpite”, “conjectura”), matriz de probabilidade ou matriz de Markov. Complementam que cada um dos seus vetores são um vetor de probabilidade.



Conforme Thomas, Ho e Scherer (2001), tendo calculado a matriz de probabilidade de transição  $P$ , a distribuição corrente da população entre os estados será:

$$\pi(0).$$

Logo, concluem os autores que a distribuição esperada em períodos  $m$  será:

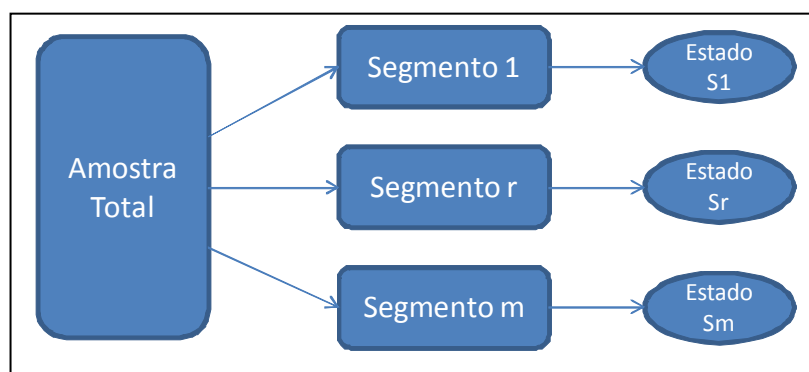
$$\pi(m) = \pi(0)P^m.$$

Anton e Rorres (2012, p.555) descrevem que a matriz de probabilidade é composta por vetores de estado. O vetor de estado de uma observação de uma cadeia de Markov com  $k$  estados é um vetor coluna  $x$  cujo o  $i$ -ésimo componente  $x_i$  é a probabilidade do sistema estar, naquela observação, no  $i$ -ésimo estado.

Deve-se observar que algumas transições podem ser consideradas impossíveis, o que iria introduzir zeros estruturais dentro da matriz, sendo necessário limitar o número de parâmetros a serem estimados. Na Tabela 1, pode-se dizer que as transições  $0 \rightarrow 2$ ,  $0 \rightarrow 3$ ,  $0 \rightarrow 4$ ,  $1 \rightarrow 3$ ,  $1 \rightarrow 4$ , e  $2 \rightarrow 4$  não são possíveis e que pode-se supor que  $3 \rightarrow 1$  é tão improvável ao ponto de ser ignorado. Da mesma forma, alguns eventos podem modificar esse cálculo gerando um desgaste ao modelo, como clientes novos ou clientes que pararam de operar. Assim, é preciso ter cuidado para certificar-se se o cálculo da inadimplência está considerando os clientes no tempo 0 ou se o status da inadimplência é da população atual. Este último pode ser calculado pela segmentação da população e agrupando clientes que aderiram ao credor no mesmo período de tempo. (THOMAS; HO; SCHERER, 2001).

Como premissas deve-se ter segurança de que a dinâmica do modelo reflete a realidade da dinâmica da população e que nem todos os clientes seguirão o padrão estabelecido pelo processo de Markov. Logo, o problema é o de definir um conjunto de sub-populações de  $r \in R$  e conjuntos de estados,  $S^r$ , para cada subpopulação,  $r$ , tal que o processo de Markov represente e seja válido para cada uma das subpopulações, conforme demonstrado na Figura 1. Nos modelos de insolvência, a escolha inicial de estados envolverá condições do número de dias de inadimplência juntamente com o montante da dívida em atraso, para evitar dívidas não expressivas sejam consideradas nos cálculos. Em um modelo de pontuação comportamental, os estados serão bandas da pontuação comportamental. (THOMAS; HO; SCHERER, 2001).

Figura 1 – Segmentação da população



Fonte: Thomas; Ho e Scherer, 2001.

Como relação à segmentação em subpopulações, Thomas; Ho; Scherer (2001) colocam que esta é realizada por três razões. Primeiro, o desempenho do cliente pode ser diferente perante os produtos contratados. Um segundo tipo de segmentação é pela idade da conta. Os consumidores com histórico de relacionamento com um credor são geralmente mais estáveis. O terceiro segmento considera o comportamento da própria conta. Para os autores buscam-se segmentos internamente homogêneos em termos de comportamento, numa lógica de modelo *mover-stayer*. No âmbito do crédito ao consumo, *stayers* são aqueles que pagam as suas dívidas integralmente a cada mês e assim permanecem sempre no estado mais alto de bons pagadores. *Movers* são clientes cujo histórico de pagamento é mais variado, incluindo pagamentos parciais e não pagamentos.

No aspecto prático de construção do modelo, Thomas; Ho; Scherer (2001) consideram provável que as probabilidades de transição estejam relacionadas à idade da conta; ao período de tempo e aos efeitos externos da economia, como por exemplo, das taxas de juros. Assim tenta-se estimar probabilidades de transição  $p_{JK}^r(s, t, e)$ , que é a probabilidade de um cliente na subpopulação “r” passar de estado “j” para o estado “k”, no período “t”, quando a sua conta é de idade “s”, e a taxa base atual é “i”.

Reforçam Leow e Crook (2014) que este modelo possui vantagens importantes sobre modelos de regressão (*cross-section*) e modelos de sobrevivência (*survival models*). Comparando com os modelos de regressão, obtêm-se as previsões da probabilidade de transição entre os estados em qualquer período de tempo futuro, e não apenas para o período da amostra. De forma complementar, co-

variáveis com variação no tempo podem ser incorporadas. Em comparação com modelos de sobrevivência simples, modelos de intensidade ampliam as possibilidades de predições. Por exemplo, é possível prever matrizes de probabilidade de transição inteiras em qualquer período futuro, para cada cliente tomador de empréstimo, em vez de simplesmente a probabilidade de risco de inadimplência para um período específico de duração.

## 2.2 MODELOS DE NEGÓCIO DA INDÚSTRIA DE CARTÕES

A indústria de cartões está baseada na teoria conhecida como mercado de dois lados (M2L), apresentada no trabalho seminal de Rochet e Tirole (2003, p.990), pelo conceito de que “geralmente, muitos senão a maioria dos mercados com externalidades de rede são caracterizados pela presença de dois lados distintos cujo benefício final decorre da interação por meio de uma plataforma comum”.

Este modelo indica a presença de dois ou mais grupos distintos de clientes, nos quais membros de um grupo necessitam de outro grupo para atingir o seu propósito, auxiliando na atuação em conjunto e assim criando valor que eles não obteriam se não estivessem atuando por meio do modelo. (EVANS; SCHMALENSEE, 2005).

Conforme Roson (2005) no mercado de dois lados a interação é afetada pelas externalidades de redes, com influência na participação no mercado e o volume global da procura. Complementa o autor que as externalidades de rede ocorrem quando a satisfação do consumidor em um mercado depende do consumo do mesmo produto ou serviço por outros agentes.

Para Rochet e Tirole (2003) na operação de cartões a utilidade para os portadores ocorre apenas na medida em que seus cartões sejam aceitos nos estabelecimentos que frequentam. Em complemento, para os comerciantes o benefício ocorre a partir de uma ampla difusão de cartões entre os consumidores. Desta forma, esta indústria está, em geral, estruturada em uma plataforma de duas, três ou quatro partes, sendo que a diferença entre as estruturas está nas figuras da instituição financeira emissora, normalmente bancos, e do credenciador da rede de captura.

Considerando o modelo mais complexo, de quatro partes, temos que este é composto de uma bandeira, com muitos titulares de cartões também denominados

de clientes ou portadores, muitos estabelecimentos e, credenciadores de várias instituições financeiras. Neste modelo, a bandeira desempenha um papel importante de imposição de regras para a emissão de cartões, compensação e liquidação financeira de transações, publicidade e promoção da marca, autorizando transações, avaliando taxas e determinando a alocação de receitas entre os participantes da transação. Em cada transação, os participantes são remunerados pela tarifa de intercâmbio, sendo um incentivo pela atuação em rede. (AKERS *et al.*, 2005).

Como referência, as bandeiras Visa® e MasterCard® são exemplos desse modelo que considera as seguintes etapas (AKERS *et al.*, 2005; BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2010):

1. O processo começa quando o portador do cartão de crédito opta por efetuar o pagamento com seu cartão ao adquirir um bem ou serviço;
2. O estabelecimento transmite para o credenciador (podendo ser instituição financeira ou empresa controlada por instituição financeira) os dados do cartão e o montante da transação;
3. O credenciador encaminha esta informação à instituição financeira emissora do cartão, solicitando autorização para a transação;
4. O emissor responde com a aprovação ou negação da autorização para o credenciador que, em seguida, retorna para o estabelecimento;
5. Se aprovado, o emissor fará a liquidação da transação para a instituição financeira do credenciador, no valor total da transação descontada a taxa de intercâmbio (usualmente denominada de *fee*).

Nas transações com cartão de crédito o prazo entre a data da compra e a data do crédito ao estabelecimento, é, em geral, de trinta dias, diferentemente do prazo praticado no exterior, de dois dias. Isso faz com que os emissores no Brasil não assumam com o custo do dinheiro no tempo, pois os portadores pagam sua fatura em média vinte oito dias após a compra e o estabelecimento recebe em média trinta dias após a venda. (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2010, pg.7).

Conforme Bendle e Horne (2014), na visão do portador encontram-se três principais tipos de produtos:

- i. Cartões de débito: que permitem que o valor da compra seja debitado automaticamente na conta corrente do portador;
- ii. Cartões de crédito: que permitem ao titular do cartão obter recurso emprestado (com ou sem a incidência de juros) para pagamento da compra;

iii. Cartões pré-pagos, que funcionam como cartões de débito, mas não estão vinculados a uma conta corrente em instituição financeira. Em vez disso, carrega-se um saldo disponível que pode ser utilizado para pagamentos eletrônicos.

Considerando um contexto geral, o cartão de crédito permitiu que as compras fossem pagas sem juros após um período de até 45 dias. No final deste período, o consumidor pode optar por pagar o total em dívida, caso em que não haverá cálculo de juros. Contudo, como alternativa, o consumidor pode optar por pagar apenas uma parte da dívida total, sendo a parcela restante denominada de "rotativo". Este saldo devedor remanescente passa a sofrer a incidência de juros acumulados, sendo todas as taxas e juros pagos para o emissor do cartão. (KAWDE; MUKHERJEE, 2014).

### **2.2.1 Seleção de Variáveis**

Neste estudo é abordada a modelagem com base nas variáveis de cada conta e também com a inclusão de variáveis macroeconômicas.

Para as variáveis macroeconômicas, conforme Bellotti e Crook (2012), justifica-se a inserção de taxas de juros e nível de desemprego, uma vez que influenciam nos aumentos de dívida e tornam mais difícil para um devedor pagar seus saldos, aumentando assim o nível de perdas (LGD).

Os estudos relacionados, conforme demonstrado no Quadro 1, indicam abordagens anteriores correlacionadas aos objetivos propostos e as variáveis que foram utilizadas.

Quadro 1 – Estudos relacionados ao tema e variáveis utilizadas

Autor/Ano	Objetivo	Variáveis
Santos; Famá (2007)	Propor um modelo de <i>credit scoring</i> para créditos rotativos composto por variáveis sistêmicas e não-sistêmicas, direcionado à redução do risco de inadimplência.	Idade, estado civil, residência, tempo na residência, cargo e tempo na função, renda mensal, tempo de relacionamento bancário, comprometimento da renda com dívidas, fonte pagadora entre outros.
Da Silva; Veira; Da Silva (2012)	Identificar os principais fatores preditores do endividamento e da inadimplência de pessoas físicas.	Idade, renda individual, sexo, hábito de poupar, restrição de crédito, tipo de ocupação profissional entre outros.
Leow; Crook (2014)	Estimar a probabilidade de inadimplência para uma amostra de empréstimos de cartão de crédito utilizando as cadeias de Markov de modelos de intensidade.	Número de cartões, telefone fixo, anos de residência no endereço atual, meses de relacionamento com o banco, renda, idade, vínculo empregatício, limite de crédito, pagamentos, crédito total, utilização do rotativo.
Régis e Artes, 2016	Aplicação do modelo multiestado de Markov para avaliação do risco no uso de cartões de crédito. Utilizar as características de transições entre diversos estados do clientes ao longo do tempo para gerar modelos de escore.	Limite de crédito concedido, utilização de crédito rotativo, histórico de inatividade, histórico de atrasos, grau de utilização do produto, máximo de endividamento.
Belotti e Crook (2013)	Obter melhorias significativas no modelo de previsão da inadimplência por meio da associação de dados comportamentais de usuários do cartão de crédito e condições macroeconômicas. Utiliza-se da relação do log-verossimilhança com modelo de sobrevivência para mensuração do desempenho preditivo.	Tempo de relacionamento com o banco, renda, número de cartões, tempo de residência no endereço atual, ocupação, idade, histórico de pagamentos, limite de crédito. Como variáveis macroeconômicas: taxa de juros bancários, taxa de desemprego, índice de produção, confiança do consumidor, índice de preços no varejo, custo da construção civil, vendas no varejo, lucro e índice de desempenho da bolsa.
So e Thomas (2011)	Avaliar um modelo de decisão para a concessão de limite de crédito pontuação com base em aspectos comportamentais do mutuário. Aplicação da cadeia de Markov para análise da probabilidade de transição entre os estados e obtenção do limite de crédito ideal para os usuários.	Limite de crédito concedido.

Fonte: Autores pesquisados

Destes estudos, cabe destacar as variáveis relacionadas a idade, renda, vínculo empregatício, residência, limite de crédito, utilização do crédito rotativo, taxa de juros e taxa de desemprego. Variáveis estas consideradas como referência para no processo de obtenção e definição do presente estudo.

Um ponto em específico, conforme Leow e Crook (2014), a segmentação por meio do ramo de atividade considera o tipo de ocupação e emprego dos indivíduos

da amostra. Leow e Crook (2014), por questões específicas de sua amostra, estruturam o período de previsão considerando as probabilidades de transição no final do 12º período, a partir dos estados apurados no 6º período.

### 3 METODOLOGIA

As seções a seguir apresentam a classificação da pesquisa e os procedimentos metodológicos utilizados para coleta, tratamento e análise dos dados. Também é apresentada a preparação dos dados para análise por meio de duas abordagens teóricas: o modelo multi-estado de Markov e a regressão logística.

Para a concepção e evolução do estudo foi utilizado o *Design Science Research*, considerando a ênfase principal de construção e avaliação de artefatos que atendam as necessidades do negócio. A metodologia evolui por meio de seis atividades sequenciais, sendo estas: identificação do problema; definição dos resultados esperados; projeto e desenvolvimento; demonstração; avaliação e comunicação.

#### 3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

Collis e Hussey (2005) descrevem que um projeto de pesquisa depende da adoção de métodos sistemáticos na condução do estudo e de uma abordagem cuidadosa, detalhada e rigorosa. Para os autores, a pesquisa se classifica quanto aos seus objetivos, sendo para este contexto aplicável à pesquisa descritiva. Complementam que a pesquisa descritiva é utilizada para identificar e obter informações sobre as características de um determinado fenômeno. Usualmente os dados compilados costumam ser quantitativos e evoluídos por técnicas estatísticas. Concluem os autores que na pesquisa descritiva avaliam-se e descrevem-se as características das questões pertinentes.

Romme (2003) considera que, tendo em vista a significativa e persistente lacuna entre a teoria e a prática, os estudos em organizações devem ser ampliados, incluindo a *Design Science Research* como um dos principais modos de conceber o conhecimento e de realizar pesquisas científicas.

Especificamente aplicado a projetos de pesquisa em sistemas de informação, a ênfase principal é dada à construção e avaliação de artefatos que atendam as necessidades comerciais de cada negócio em particular. A necessidade fundamental é de que se forneçam provas de que o artefato produzido resolve um problema real. Requer-se assim que este seja avaliado sob a ótica da utilidade e eficácia dentro da



infra-estrutura técnica do ambiente de negócios. (TREMBLAY; HEVNER; BERNDT, 2010).

Em linha com este contexto, Peffers *et al.* (2007) descrevem que a *Design Science Research* tem como objetivo prescrever soluções para problemas e construção de artefatos. A metodologia proposta pelos autores está estruturada em processo composto por seis atividades sequenciais, sendo estas: identificação do problema; definição dos resultados esperados; projeto e desenvolvimento; demonstração; avaliação e comunicação. Logo, para o desenvolvimento deste estudo, foi definido o *Design Science Research* como método de pesquisa a ser seguido integrado à técnica de Markov.

Em complemento, trata-se de uma pesquisa quantitativa, envolvendo a coleta e análise de dados numéricos com a aplicação de testes estatísticos. Conforme descreve Smith (2015), o que se pretende neste tipo de abordagem é essencialmente muito simples, tratando-se de comparar e observar valores com o objetivo de mensurar a significância dos elementos da amostra e o grau com que se relacionam ao evento estudado. No contexto desta pesquisa, o objetivo é descobrir os fatores relacionados às características de clientes e utilização do cartão de crédito que contribuem para a ocorrência do fenômeno da inadimplência e o conseqüente risco de crédito.

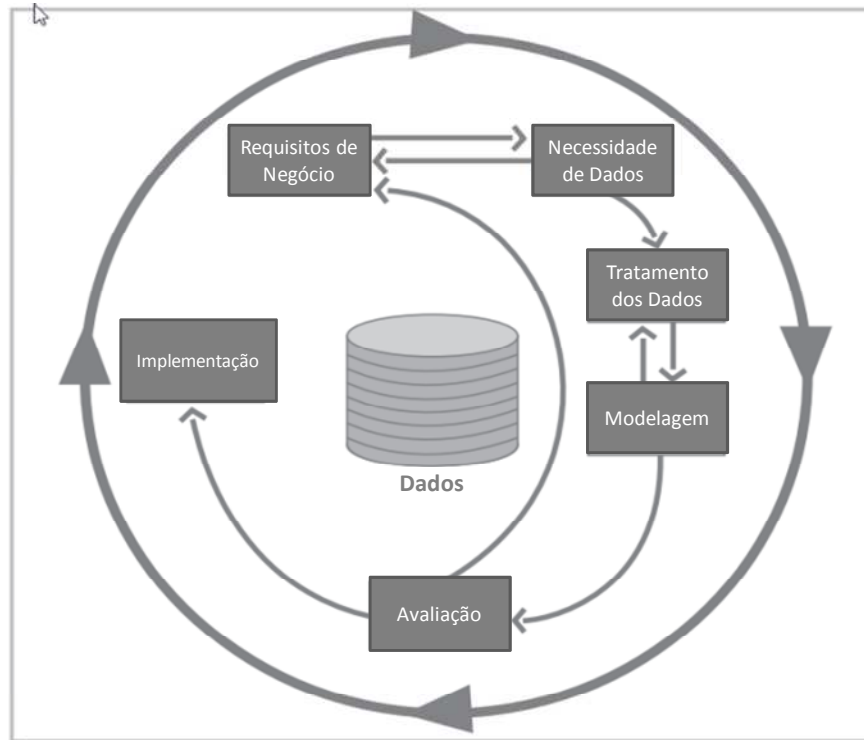
Para a aplicação da técnica, as informações encontradas seguem por etapas que consideram o entendimento sobre negócio, preparação dos dados, modelagem, avaliação e implantação. A estruturação dessas etapas gera um ciclo de melhoria de conformidade empresarial, governança tecnológica e conseqüente redução de riscos. (KASPER; OSEI-BRYSON; SHARMA, 2012).

Como metodologia de gerenciamento de processo uma das alternativas é a utilização do modelo *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM), representado na Figura 2. Consideração à aplicação de data mining (DM) pela aplicabilidade à descoberta de conhecimento em banco de dados com o uso de estatística, matemática, inteligência artificial e aprendizagem automática, o qual extrai e identifica informações de banco de dados para realizar previsões de específicos cenários (TURBAN *et al.*, 2009).

Silva *et al.* (2013) analisaram aplicações no setor de pagamentos eletrônicos via cartões de crédito com o uso de mineração de dados relacionando clientes e

pagamentos. Também Yeh e Lien (2009, p. 2473) concluem ser possível avaliar casos de inadimplência em clientes de cartão de crédito.

Figura 2 – Etapas do modelo de referência CRISP-DM



Fonte: Chapman *et al.*, 2000.

Conforme Aronson (2009, p. 173) “este modelo foi desenvolvido destacando-se as fases de entendimento da necessidade do negócio e preparação de dados como as mais exaustivas”. Chapman *et al.* (2000) descrevem as seguintes etapas aplicadas à metodologia:

- Requisitos de negócio: Etapa inicial de entendimento dos objetivos e requisitos do projeto a partir da perspectiva de negócio para em seguida converter esse conhecimento na definição do problema de mineração de dados e projeção do plano preliminar para alcançar os objetivos;

- Necessidade de dados: Começa com a coleta inicial de dados e prossegue com as atividades de familiarização, identificação de problemas de qualidade, descoberta dos primeiros *insights* e/ou detecção de subconjuntos interessantes para formação das hipóteses sobre informações ocultas;

- Tratamento de dados: Atividades necessárias para transformação do dado bruto inicial no conjunto final de dados que serão alimentados na ferramenta de modelagem, incluindo as tarefas de tabular, gravar e selecionar atributos, transformar e limpar dados;

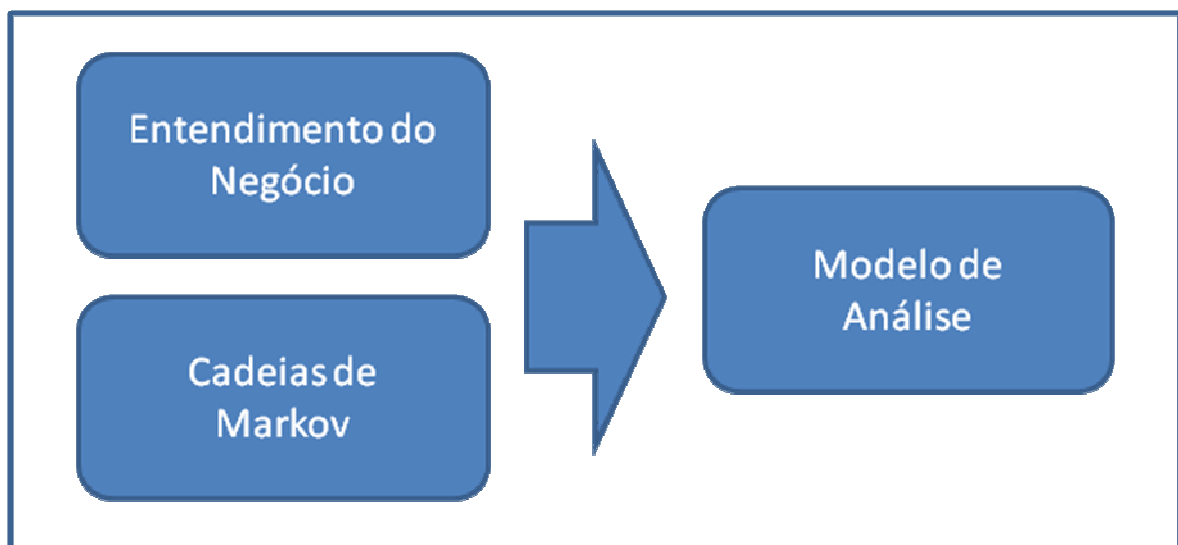
- Modelagem: Seleção e aplicação de várias técnicas de análise, com ajuste dos parâmetros para otimizar os valores. Considerando que existem várias técnicas para o mesmo tipo de problema de mineração de dados e que algumas técnicas possuem exigências específicas sobre a forma de dados, com frequência é necessário voltar para a fase de preparação de dados;

- Avaliação: Antes de proceder à implantação definitiva do modelo, é importante avaliar e revisar minuciosamente os passos executados para criá-lo, para ter certeza que o modelo atende adequadamente os objetivos de negócios ou se algum problema de negócio não foi suficientemente analisado. No final desta fase deve-se decidir sobre a utilização dos resultados de mineração de dados.

- Implementação: O conhecimento adquirido terá de ser organizado e apresentado de uma forma que o cliente possa usá-lo na tomada de decisões de uma organização, o que muitas vezes envolve a aplicação de modelos de execução em tempo real. Dependendo dos requisitos, a fase de implantação pode ser tão simples como gerar um relatório ou tão complexa como a implementação de um processo replicado para toda a empresa.

De forma estruturada, desenvolve-se o presente trabalho como uma integração entre o entendimento de negócio e a aplicação das cadeias de Markov como meio de evidenciação dos procedimentos de análise. Esta estrutura encontra-se caracterizada na Figura 3.

Figura 3 - Estruturação do modelo de análise



Fonte: Elaborado pelo autor.

Aborda-se neste contexto, uma visão integrada de técnica e campo de aplicação, ampliando-se o contexto desenvolvido por Leow e Crook (2014) e Régis e Artes (2016). O intuito é desenvolver análises que satisfaçam os requisitos metodológicos e produzam informação útil à gestão.

### 3.2 PROCEDIMENTO DE COLETA DE DADOS

O contexto da pesquisa é conjunto de 121 instituições financeiras que atuam sob a mesma marca em 21 estados brasileiros. O modelo de atuação considera a segregação geográfica com a atuação regionalizada entre as 121 instituições financeiras, evitando desta forma a concorrência entre as empresas do grupo. Estas instituições são emissoras de cartão por meio de uma bandeira própria, em conjunto com as bandeiras MasterCard© e Visa©. Em fevereiro/2015 o volume de cartões emitidos era de 2,1 milhões, sendo que deste total, 24,7% eram cartões ativos. A carteira total de crédito neste período era de aproximadamente R\$ 550 milhões.

Em conformidade com as etapas do modelo de referência CRISP-DM, o procedimento de coleta de dados evoluiu da seguinte forma:

- Requisitos de negócio: Na execução do estudo o entendimento dos requisitos de negócio permitiu a delimitação da população, compreendendo: (i) existência de histórico de utilização do cartão de crédito, obtido por meio da carteira contábil segregada por portador e registrada nos balanços das empresas da amostra; (ii) existência de dados de perfil, obtidos nos sistemas de gestão de cadastro e relacionamento com clientes. Para o desenvolvimento da análise, optou-se por variáveis comportamentais que indicassem uma forte relação com a tendência de utilização do crédito rotativo, ou de apresentar problemas de atraso ou inadimplência.

- Necessidade de dados: Conforme sugere Selau (2012) na seleção da amostra foram considerados: (i) identificação das variáveis disponíveis no sistema da empresa; (ii) definição do período e tamanho da amostra; (iii) validação da existência e consistência dos dados; e (iv) separação da amostra para análise e teste. Cabe ressaltar que de forma diversa de estudos anteriores, como Leow e Crook (2014) e Régis e Artes (2016), a amostra inicial foi obtida a partir de contas que já operavam com o cartão de crédito desde o primeiro período, não considerando neste momento a data de abertura da conta. Régis (2007) cita esta

possibilidade em seu estudo, considerando o desenvolvimento de modelos que contemplem os efeitos das variáveis preditoras para clientes com diversos níveis de tempo de relacionamento.

A coleta de dados confirma as observações de Hand (2001), o qual destaca a existência de bancos de dados operacionais acessados e manipulados durante a operação diária do banco. Conforme sugere o autor, estes dados foram coletados e transformados em uma plataforma de *data warehouse*, contendo os conjuntos de dados recolhidos com informações sobre clientes.

- Tratamento de dados: A amostra inicial contemplou 119.839 clientes de três instituições financeiras, selecionadas por apresentarem o maior saldo na carteira de cartões entre as demais instituições do grupo. Para fins de sigilo bancário, os dados extraídos foram tratados no Excel®, sendo os números dos cartões e dados de identificação dos clientes totalmente omitidos. Isto, em consideração a Lei Complementar 105/2001 pela qual é obrigação das instituições financeiras manter resguardados os dados de seus clientes.

- Modelagem: Com o intuito de ter-se uma amostra consistente, fundamentada em clientes que se utilizam do cartão de crédito como forma permanente de meio de pagamento, a amostra inicial foi reduzida para 8.851 clientes considerando os seguintes parâmetros de refinamento e excluindo-se os clientes que:

1. Não possuíam carteira continuamente nos 24 meses da amostra;
2. Possuíam carteira contábil média inferior a R\$ 100,00 em todo o período da amostra;
3. Iniciaram o período de amostragem com a utilização de crédito rotativo ou no estado de inadimplência;

Um ganho complementar deste processo, além de excluir-se os usuários não habituais assim como os que se utilizam deste meio de pagamento de uma forma não expressiva, é o de propiciar a análise pela ferramenta Excel®, que para este segundo volume de dados atende de forma satisfatória os requisitos de performance na execução dos cálculos.

- Avaliação: O presente projeto passou por etapas anteriores de validação e discussão em Jantsch *et al.* (2014), onde foi proposto a identificação do perfil de um potencial cliente inadimplente no cartão de crédito, considerando as etapas de entendimento do negócio, compreensão e preparação dos dados, modelagem

preliminar e avaliação. Em Jantsch *et al.* (2015), conclui-se que dados de perfil como idade do portador, por exemplo, indicam tendência de comportamento que pode ser utilizado na gestão da carteira e como foco de ação na orientação de usuários de cartão.

- Implementação: Com base nos indicativos obtidos na literatura apresentada e considerando as variáveis do Quadro 1, por meio de acesso aos bancos de dados das empresas objeto desta pesquisa, foi possível identificar 18 variáveis a serem utilizadas neste trabalho, sendo estas:

- i. Cliente: Identifica o cliente, atribuindo-se um código sequencial para cada indivíduo da amostra. A amostra total é composta por 119.839 clientes, sendo esta reduzida a 8.851 clientes após aplicação dos parâmetros de refinamento.
- ii. Data de Nascimento: Data de nascimento do cliente. Esta data foi considerada para cálculo da idade do cliente em 28/02/2015. Para análise, a amostra foi segmentada em 7 grupos, considerando o período de 10 anos para definição dos intervalos de clientes:
  - Grupo 1: 18 a 27 anos
  - Grupo 2: 28 a 37 anos
  - Grupo 3: 38 a 47 anos
  - Grupo 4: 48 a 57 anos
  - Grupo 5: 58 a 67 anos
  - Grupo 6: 68 a 77 anos
  - Grupo 7: acima de 77 anos
- iii. Data de Ingresso no Sistema Financeiro Nacional: Data de início da participação do cliente no sistema financeiro nacional. Esta data foi considerada para cálculo do tempo de participação no mercado financeiro. Para análise, a amostra foi segmentada em 7 grupos, considerando a seguinte distribuição entre os clientes:
  - Grupo 1: de 0 a 3 anos de participação
  - Grupo 2: de 4 a 6 anos de participação
  - Grupo 3: de 7 a 9 anos de participação
  - Grupo 4: de 10 a 12 anos de participação
  - Grupo 5: de 13 a 15 anos de participação
  - Grupo 6: de 16 a 18 anos de participação
  - Grupo 7: acima de 18 anos de participação

- iv. Ramo de Atividade: Ramo de atividade econômica do cliente. Como atributos desta variável, temos: agropastoril, autônomo, comercial, desempregado, industrial, serviços e, outros ou não identificado.
- v. Tipo de Residência: Tipo de residência do cliente. Como atributos desta variável, temos: própria, alugada, parente e, outros ou não informado.
- vi. Data de Início das Atividades: Data de início das atividades profissionais do cliente.
- vii. Estado Civil: Estado civil do cliente. Como atributos da variável, temos: solteiro, casado, união estável, viúvo, divorciado e, outros.
- viii. Dependentes: Número de dependentes do cliente. Para este atributo a amostra foi segregada em com ou sem dependente.
- ix. Gênero: Segregada em masculino ou feminino.
- x. Origem da Renda: Define a origem da renda do cliente. Como atributos da variável, temos as seguintes fontes de renda: salário, agronegócio, pró-labore, comissões, cônjuge e, outros.
- xi. Limite Total: Limite de crédito total concedido para os cartões emitidos para o cliente. Para análise, a amostra foi segmentada em 7 grupos, considerando a seguinte frequência acumulada do número de clientes em cada faixa:
  - Grupo 1: de 0% a 14%
  - Grupo 2: de 14,01% a 29%
  - Grupo 3: de 29,01% a 42%
  - Grupo 4: de 42,01% a 57%
  - Grupo 5: de 57,01% a 74%
  - Grupo 6: de 74,01% a 89%
  - Grupo 7: de 89,01% a 100%
- xii. Renda Anual: Valor da renda anual do cliente. Para análise, a amostra foi segmentada em 7 grupos, considerando a seguinte frequência acumulada do número de clientes em cada faixa:
  - Grupo 1: de 0% a 14%
  - Grupo 2: de 14,01% a 29%
  - Grupo 3: de 29,01% a 44%
  - Grupo 4: de 44,01% a 59%
  - Grupo 5: de 59,01% a 74%

- Grupo 6: de 74,01% a 89%
  - Grupo 7: de 89,01% a 100%
- xiii. Data de Inibição: Data da inibição, sendo esta o 61º dia após o vencimento da fatura não paga.
- xiv. Saldo Mensal de Faturado: Compras à vista, parcelas de compra, saques, tarifas e encargos que serão faturados ou já constam em fatura ao portador e possuem data de liquidação prevista de curto prazo, normalmente em até 30 dias.
- xv. Saldo Mensal de Parcelado Lojista: Saldo de parcelas para postagem futura, originadas por compras financiadas pelo estabelecimento ou loja, não atualizadas por juros pelo emissor e que possuem data de liquidação prevista maior do que 30 dias. Nesta modalidade o recebimento pelo emissor e o pagamento ao estabelecimento é parcelado, sendo o encargo financeiro calculado pela loja ou estabelecimento e acrescido ao valor final do produto, distribuído pelo número de parcelas contratadas, que podem variar de 02 a 12 parcelas.
- xvi. Saldo Mensal de Rotativo e Saque: O saldo de rotativo e saque representa a dívida com juros de curto prazo, estipulado este com vencimento médio máximo de até 30 dias. Importante ressaltar que a existência de rotativo é o primeiro passo para a caracterização da inadimplência.
- xvii. Saldo Mensal de Parcelado com Juros: Saldo de parcelas para postagem futura originadas por compras financiadas pelo emissor, modalidade em que o recebimento por este é parcelado e o pagamento a loja ou estabelecimento é no montante integral em média 30 dias após a data da transação. Nesta modalidade a loja ou estabelecimento pratica o preço a vista, estando a receita financeira dos encargos apenas na instituição financeira emissora.
- xviii. Saldo Mensal de Prejuízo: Saldo da carteira em prejuízo, considerado este como atraso superior a 360 dias.

As informações de saldos foram utilizadas neste estudo para atribuição dos seguintes estados de transição:

1 – Com carteira: neste estado o cliente utiliza do cartão de crédito e está com os seus pagamentos em dia, não apresentando a utilização do rotativo;

2 – Com rotativo: neste estado o cliente utiliza o cartão de crédito e está com os seus pagamentos em dia, contudo, não vem efetuando o pagamento integral da fatura e apresenta a utilização do crédito rotativo. Considerando que o sistema contábil trata valores residuais dos pagamentos como rotativo, foram



desconsiderados como utilização de rotativo os casos em que o valor utilizado era inferior a R\$ 50,00. Desta forma, foram consideradas 22.281 ocorrências de utilização do rotativo, conforme demonstrado na Tabela 2 a seguir.

3 – Em atraso superior a 31 dias: neste estado o cliente tem utilizado o cartão de crédito e está com seus pagamentos em atraso por um período superior a 31 dias, ou seja, já apresenta duas faturas em atraso.

4 – Em atraso superior a 60 dias: neste estado o cliente é considerado inadimplente e tem o seu cartão cancelado por iniciativa da instituição financeira. Após 60 dias caracteriza-se a terceira fatura em atraso, o que para o contexto de cartão significa a inadimplência/default. Este estado também é considerado como o estado absorvente, uma vez que o ingresso nesta situação faz com que o cliente permaneça nele indefinidamente.

Por meio dos quatro estados se desenvolvem os cálculos de probabilidade de transição e as análises, considerando as probabilidades de transição da amostra no contexto geral e, na sequência, a segregação desta por perfil de cliente.

### 3.3 PROCEDIMENTO DE TRATAMENTO E ANÁLISE DE DADOS

Na evolução do tratamento e análise de dados, conforme Leow e Crook (2014), foram avaliadas separadamente por meio de um modelo de risco a intensidade de cada possível transição, utilizando-se de co-variáveis e as suas variações ao longo do tempo.

Em seguida foram calculadas as probabilidades de movimento ou permanência entre os estados. Este modelo permite estimar uma matriz completa probabilidades de transição entre dois estados e dois períodos para cada conta. Como resultado, obteve-se a previsão dos números de casos que seriam esperados para o trânsito de um estado de pagamento em um período de tempo para qualquer outro estado em qualquer outro período de tempo.

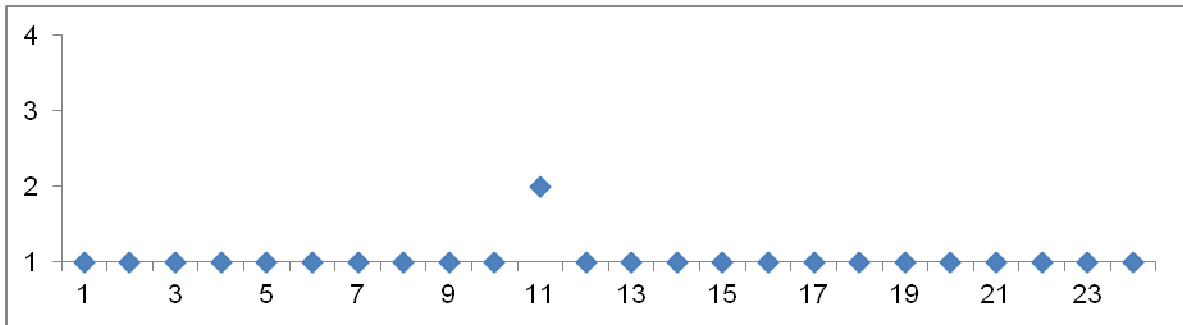
Tabela 2 - Ocorrências de utilização do rotativo por período

Situação/ Período	Sem rotativo	Rotativo entre R\$ 0,01 e R\$ 50,00	Rotativo maior que R\$ 50,00	Total de Observações
Período 1	8.851	-	-	8.851
Período 2	7.346	1.115	390	8.851
Período 3	6.088	2.247	516	8.851
Período 4	7.084	1.134	633	8.851
Período 5	6.791	1.370	690	8.851
Período 6	6.955	1.154	742	8.851
Período 7	6.768	1.240	843	8.851
Período 8	6.523	1.481	847	8.851
Período 9	6.947	1.009	895	8.851
Período 10	6.611	1.338	902	8.851
Período 11	6.739	1.124	988	8.851
Período 12	6.247	1.559	1.045	8.851
Período 13	6.040	1.702	1.109	8.851
Período 14	5.673	2.016	1.162	8.851
Período 15	4.918	2.773	1.160	8.851
Período 16	6.226	1.452	1.173	8.851
Período 17	5.951	1.775	1.125	8.851
Período 18	6.711	1.007	1.133	8.851
Período 19	4.882	2.842	1.127	8.851
Período 20	6.528	1.189	1.134	8.851
Período 21	4.157	3.530	1.164	8.851
Período 22	6.395	1.328	1.128	8.851
Período 23	5.088	2.618	1.145	8.851
Período 24	6.061	1.560	1.230	8.851
Observações	151.580	38.563	22.281	212.424

Fonte: Dados da pesquisa.

Como exemplo dos estados de transição obtido por meio da amostra, temos os gráficos a seguir que evidenciam o movimento de três contas. No Gráfico 1, é demonstrado a transição entre estados de uma conta que se utilizou de rotativo no período e depois retornou ao estado inicial.

Gráfico 1 – Cartão com utilização de rotativo

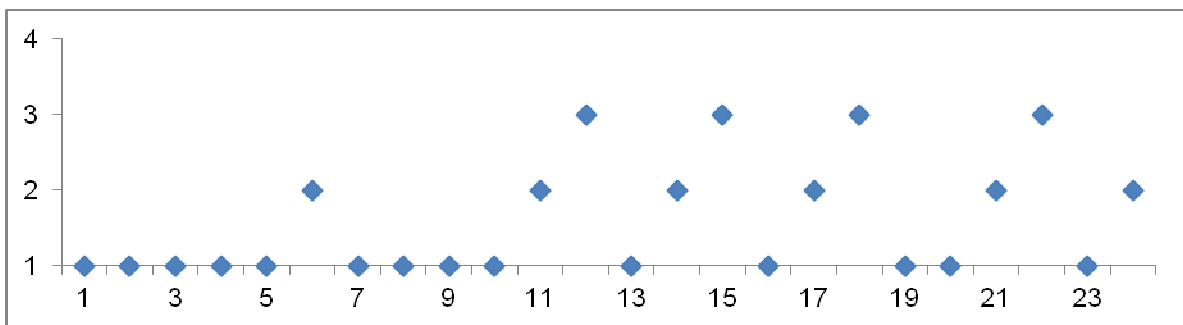


Fonte: Dados da pesquisa

Pode-se perceber que são apresentados 24 períodos/meses, e no décimo primeiro mês teve-se a ocorrência do estado de rotativo com retorno no período seguinte ao estado inicial.

No Gráfico 2 é demonstrada uma conta que apresentou a utilização do rotativo e atraso no pagamento superior a 31 dias.

Gráfico 2 – Cartão com ocorrência de atraso

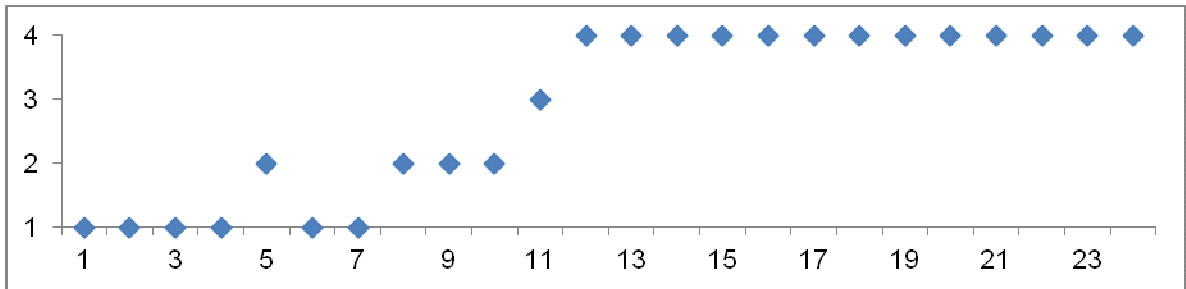


Fonte: Dados da pesquisa

Para este caso, observam-se seis acessos ao segundo estado, sendo estes nos períodos 6, 11, 14, 17, 21 e 24. Assim como quatro acessos ao estado três, de atraso superior a 31 dias, nos períodos 12, 15, 18 e 22.

No Gráfico 3 é demonstrada uma conta que apresentou a utilização do rotativo e atraso no pagamento superior a 31 e a 60 dias.

Gráfico 3 – Cartão com ocorrência de inadimplência



Fonte: Dados da pesquisa

Esta conta representa em seu gráfico todos os estados de transição possíveis para uma conta da amostra. Vimos anteriormente que os estados 1, 2 e 3 são reversíveis, ou seja, permitem que a conta retorne para um estado anterior. No caso do estado 4, ele é absorvente. Desta forma, uma vez que a conta acessar o estado 4, neste estado a conta será mantida até o final do período, mesmo que a dívida seja liquidada em algum período subsequente.

#### 4 ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO EM EMPRÉSTIMOS DE CARTÃO

Esta seção objetiva realizar a descrição dos resultados do contexto estudado. Desta forma avaliam-se os dados com a consequente análise dos resultados a partir da metodologia proposta. Considerando as possibilidades de transição e estados, temos a Tabela 3 a seguir com o detalhamento e evolução das contas no transcorrer dos 24 períodos da amostra.

Tabela 3 - Estados da carteira por período

Situação/ Período	Com carteira	Com rotativo	Atraso superior a 31 dias	Inadimplente	Total de Observações
Período 1	8.851	-	-	-	8.851
Período 2	8.461	390	-	-	8.851
Período 3	8.332	485	34	-	8.851
Período 4	8.216	571	43	21	8.851
Período 5	8.159	586	47	59	8.851
Período 6	8.103	611	41	96	8.851
Período 7	7.995	680	43	133	8.851
Período 8	7.993	662	31	165	8.851
Período 9	7.943	694	31	183	8.851
Período 10	7.932	682	34	203	8.851
Período 11	7.843	728	49	231	8.851
Período 12	7.785	760	45	261	8.851
Período 13	7.712	796	52	291	8.851
Período 14	7.634	856	39	322	8.851
Período 15	7.595	852	52	352	8.851
Período 16	7.541	887	44	379	8.851
Período 17	7.550	862	36	403	8.851
Período 18	7.508	857	50	436	8.851
Período 19	7.489	854	44	464	8.851
Período 20	7.458	854	44	495	8.851
Período 21	7.410	876	39	526	8.851
Período 22	7.412	831	54	554	8.851
Período 23	7.362	842	49	598	8.851
Período 24	7.252	898	68	633	8.851

Fonte: Dados da pesquisa.

De uma forma geral, considerando-se o número de contas nos períodos intermediários, temos a distribuição apresentada na Tabela 4:

Tabela 4 - Contas e estados para os períodos 1, 6, 12 e 24

Situação/ Período	Com carteira	Com rotativo	Atraso superior a 31 dias	Inadimplente	Total de Observações
Período 1	8.851	-	-	-	8.851
Período 6	8.103	611	41	96	8.851
Período 12	7.785	760	45	261	8.851
Período 24	7.252	898	68	633	8.851

Fonte: Dados da pesquisa.

Derivando os dados da Tabela 4 em uma tabela com termos percentuais, pode-se perceber que a distribuição vai se tornando gradativamente mais significativa para os estados de utilização do rotativo (estado 2) e inadimplência (estado 4), conforme demonstrado na Tabela 5.

Tabela 5 - Distribuição das contas nos estados para os períodos 1, 6, 12 e 24

Situação/ Período	Com carteira	Com rotativo	Atraso superior a 31 dias	Inadimplente
Período 1	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Período 6	91,5%	6,9%	0,5%	1,1%
Período 12	88,0%	8,6%	0,5%	2,9%
Período 24	81,9%	10,1%	0,8%	7,2%

Fonte: Dados da pesquisa.

Em referência ao contexto da amostra, o presente trabalho se desenvolveu a partir de um modelo que considera as matrizes de probabilidades de transição entre os estados das contas individualmente. Em um segundo momento, se utilizou da segmentação por covariáveis, obtendo-se uma visão do modelo por perfil de cliente. O objetivo desta análise foi de avaliar se características diferentes dos indivíduos podem ser utilizadas para a estruturação de um modelo de previsões contemplando o conhecimento do negócio e a utilização de cadeias de Markov. As matrizes de transição foram obtidas considerando individualmente, para cada conta, a quantidade de ocorrência de transição de cada estado nos 24 períodos da amostra.

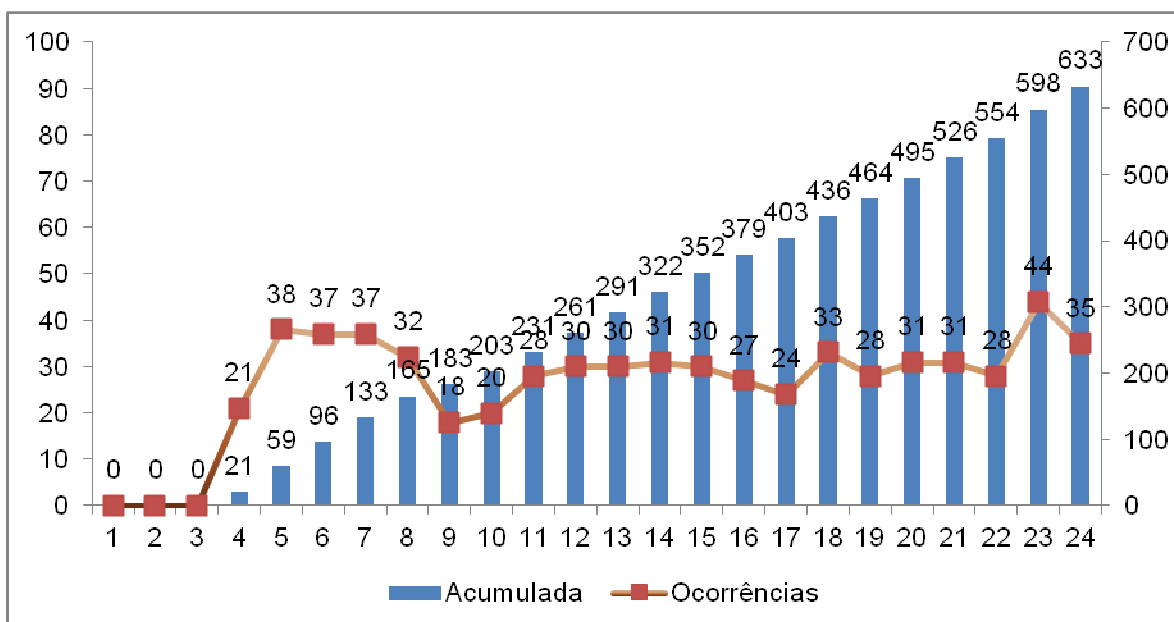
No modelo de validação foram considerados dois conjuntos de teste. O primeiro conjunto gerado a partir da segregação da carteira em dois grupos com quantidades distintas de indivíduos, denominado neste trabalho de validação transversal. O segundo conjunto gerado a partir da segregação da carteira considerando as observações de doze meses consecutivos, denominado neste

trabalho de validação longitudinal, obtendo-se assim dois conjuntos de dados para os 24 meses da amostra.

O modelo geral contempla os 8.851 indivíduos, incluindo o estado em que a conta está em cada período de tempo. Para a validação transversal, a amostra foi segregada considerando a proporção de 80% e 20%, obtendo-se assim grupos com 7.080 e 1.771 indivíduos, respectivamente. Na validação longitudinal, na qual a segregação se dá pelos períodos, a amostra considerada foi de 8.851 indivíduos e o respectivo desempenho durante os 12 primeiros meses da amostra, em comparação com o desempenho nos 12 meses subsequentes.

Considerando que o objetivo principal deste estudo foi a avaliação e caracterização do risco de crédito, tem-se no estado 4 de inadimplência a evidenciação do maior risco a ser atribuído. Em análise aos dados, constata-se que 633 contas encerram o período neste estado, representando um contingente significativo de 7,15% da carteira. A evolução das contas inadimplentes conforme ocorrência e as quantidades acumuladas são apresentadas no Gráfico 4 a seguir.

Gráfico 4 - Evolução da inadimplência por período da amostra



Fonte: Dados da pesquisa

Conforme apresentado no Gráfico 4, a carteira não apresenta contas inadimplentes nos períodos 1, 2, e 3. Este efeito ocorre considerando que este foi um dos critérios para seleção dos indivíduos da amostra. A partir do período 4 temos

a ocorrência de contas inadimplentes, variando as quantidades de novas contas neste estado conforme a demonstrado na série “Ocorrências” do gráfico.

#### 4.1 PREVISÕES EM REFERÊNCIA AO TOTAL DA AMOSTRA

Considerando o total de 8.851 indivíduos da amostra e as possibilidades de transições entre estados identificados, na Tabela 6 encontram-se as probabilidades de transição para os períodos 6, 12, 18 e 24, calculadas a partir da matriz de distribuição inicial. A tabela de cálculo completa, considerando os 24 períodos de estimativas, encontra-se relacionada no ANEXO A, apresentado no final deste trabalho. Ressalta-se que onde ocorrer o sinal " - ", significa que não foram encontradas observações:

Tabela 6 - Probabilidades de transição entre os períodos

Período	Estados	1	2	3	4
1	1	0,9599	0,0396	0,0005	-
1	2	0,3390	0,6069	0,0541	-
1	3	0,1416	0,1559	0,0077	0,6948
1	4	-	-	-	1,0000
6	1	0,8943	0,0891	0,0052	0,0115
6	2	0,7781	0,1200	0,0083	0,0935
6	3	0,2475	0,0353	0,0024	0,7148
6	4	-	-	-	1,0000
12	1	0,8703	0,0906	0,0054	0,0337
12	2	0,7913	0,0840	0,0051	0,1196
12	3	0,2494	0,0264	0,0016	0,7227
12	4	-	-	-	1,0000
18	1	0,8501	0,0886	0,0053	0,0560
18	2	0,7743	0,0808	0,0048	0,1402
18	3	0,2439	0,0254	0,0015	0,7291
18	4	-	-	-	1,0000
24	1	0,8305	0,0866	0,0052	0,0778
24	2	0,7564	0,0788	0,0047	0,1600
24	3	0,2383	0,0248	0,0015	0,7354
24	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa.

As probabilidades obtidas permitem destacar que, após 24 meses, 83,05% dos indivíduos que estão no estado 1 de pagamentos em dia permanecerão neste estado. Isto demonstra uma forte tendência de não utilização do crédito rotativo. Para o estado 2 de probabilidade de utilização do rotativo após 24 meses, 8,66% estarão neste estado. O estado 3 de pagamento em atraso não é significativo, mas o



estado 4, de inadimplência, indica que 7,78% dos indivíduos que iniciaram no estado 1 estarão no estado 4 após 24 meses.

Com relação ao estado 2 de utilização do rotativo, a probabilidade de migração para o estado 1 de pagamentos em dia é de 75,64%, o que demonstra uma tendência de recuperação do indivíduo e o abandono da utilização do rotativo. Por outro lado, 7,88% dos indivíduos continuarão neste estado e a utilizar o rotativo após 24 meses. É interessante destacar este grupo de indivíduos, uma vez que se submetem a pagar elevadas taxas no rotativo em detrimento a buscar uma solução de crédito mais adequada ao perfil. Outro ponto é que a probabilidade de se tornar inadimplente após 24 meses é de 16% para este grupo, sendo esta uma estimativa alta para a inadimplência desta modalidade de crédito.

Em relação ao estado 3 de pagamento em atraso, último passo antes da inadimplência, temos que 23,83% dos indivíduos conseguirão se recuperar e se tornarão adimplentes novamente. Contudo, 73,54% não terão o mesmo destino, migrando para o estado 4, de inadimplência definitiva.

#### 4.2 PREVISÕES COM BASE NA IDADE

No cálculo das matrizes de probabilidade de transição para o período 6, a partir da segregação da carteira por idade, temos que a probabilidade de permanência no estado 1 de pagamentos em dia se eleva a medida que a idade aumenta (Tabela 7). Ela parte de 86,80%, para o grupo 1, e chega a 94,45% e 93,80% para os grupos 5 e 6, respectivamente. Percebe-se que até o grupo 6 o aumento da probabilidade é constante, sendo que no último grupo, de idade mais elevada no contexto da amostra, ocorre uma pequena redução no percentual.

Outra observação é que os grupos mais jovens, de menor idade, possuem uma probabilidade maior de utilização do crédito rotativo, como pode ser observado pela probabilidade de transição do estado 1 de pagamentos em dia para o 2 de utilização do rotativo. O percentual de probabilidade se inicia em 10,78%, decrescendo de forma constante, até chegar em 5,70% no último grupo.

Tabela 7 – Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Idade

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Idade	1	6	1	0,8680	0,1078	0,0073	0,0168
Idade	2	6	1	0,8798	0,0988	0,0067	0,0147
Idade	3	6	1	0,8862	0,0965	0,0055	0,0124
Idade	4	6	1	0,9188	0,0703	0,0034	0,0070
Idade	5	6	1	0,9241	0,0671	0,0027	0,0061
Idade	6	6	1	0,9445	0,0522	0,0007	0,0025
Idade	7	6	1	0,9380	0,0570	0,0012	0,0038

Fonte: Dados da pesquisa.

Sob a perspectiva da inadimplência, em específico no contexto do estado 2 de utilização do rotativo, temos que a probabilidade de retorno ao estado 1 de pagamentos em dia aumenta a medida que a idade dos indivíduos aumenta, variando entre 74,66% para o grupo 1, até 88,19% para o grupo 6, conforme Tabela 8. De forma contrária, a propensão à utilização do crédito rotativo, pela permanência no estado 2 de utilização do rotativo, se reduz com o aumento da idade, variando entre 13,32% para o grupo 1 e 7,10% para o grupo 7 de maior idade.

Tabela 8 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Idade

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Idade	1	6	2	0,7466	0,1332	0,0104	0,1097
Idade	2	6	2	0,7617	0,1223	0,0097	0,1063
Idade	3	6	2	0,7621	0,1318	0,0090	0,0976
Idade	4	6	2	0,8192	0,1050	0,0061	0,0694
Idade	5	6	2	0,8276	0,1036	0,0050	0,0638
Idade	6	6	2	0,8583	0,1115	0,0018	0,0284
Idade	7	6	2	0,8819	0,0710	0,0018	0,0452

Fonte: Dados da pesquisa.

Um ponto interessante pode ser percebido na análise do estado 3 de pagamento em atraso. Apesar das probabilidades anteriores indicarem um maior risco relacionado aos grupos de menor idade, na migração do estado 3 de pagamento em atraso para o estado 4 de inadimplência, as maiores probabilidades são encontradas nos grupos de maior idade. Neste cenário, o grupo 1 apresenta uma probabilidade de 72,63%, sendo que os grupos 6 e 7 apresentam uma probabilidade de 100% (Tabela 9).

Tabela 9 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Idade

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Idade	1	6	3	0,2341	0,0369	0,0028	0,7263
Idade	2	6	3	0,2484	0,0379	0,0029	0,7107
Idade	3	6	3	0,2248	0,0380	0,0026	0,7347
Idade	4	6	3	0,2966	0,0326	0,0018	0,6689
Idade	5	6	3	0,2488	0,0290	0,0014	0,7209
Idade	6	6	3	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000
Idade	7	6	3	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa.

Isto poderia indicar que, apesar da menor probabilidade do atraso no pagamento, uma vez que ocorrer o atraso a inadimplência é quase certa para os indivíduos de maior idade.

#### 4.3 PREVISÕES COM BASE NO TEMPO DE PARTICIPAÇÃO NO SISTEMA FINANCEIRO

Na análise sob a perspectiva do tempo de participação no sistema financeiro para o período 6, pode-se observar que, com relação a permanência no estado 1 de pagamento em dia, a probabilidade aumenta significativamente, variando de 84,11% a 95,64%, a medida em que aumenta o tempo de experiência neste mercado (Tabela 10).

Tabela 10 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Sistema Financeiro

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Sistema Financeiro	1	6	1	0,8411	0,1259	0,0100	0,0229
Sistema Financeiro	2	6	1	0,8932	0,0915	0,0049	0,0109
Sistema Financeiro	3	6	1	0,9219	0,0700	0,0026	0,0056
Sistema Financeiro	4	6	1	0,9334	0,0627	0,0014	0,0025
Sistema Financeiro	5	6	1	0,9285	0,0658	0,0019	0,0038
Sistema Financeiro	6	6	1	0,9494	0,0441	0,0019	0,0041
Sistema Financeiro	7	6	1	0,9564	0,0409	0,0010	0,0017

Fonte: Dados da pesquisa.

De forma complementar, observa-se que no estado 2 de utilização do rotativo a matriz de transição para o período 6 indica uma elevada probabilidade de retorno ao estado 1 de pagamentos em dia para os grupos com maior experiência no mercado, sendo que no último grupo a probabilidade é estimada em 90,02% e no primeiro grupo é estimada em 69,03% (Tabela 11).

Em contrapartida, ainda permanecem probabilidades expressivas na utilização do rotativo, como por exemplo, de 7,01% para o grupo de maior experiência no mercado financeiro. Poderia se esperar que este grupo, por conhecer o mercado e o custo desta modalidade de crédito, não se utilizasse deste produto. Contudo, deve-se considerar também que o crédito rotativo constitui-se parte das facilidades do cartão de crédito e pode-se atribuir algum nível de normalidade a sua utilização.

Tabela 11 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Sistema Financeiro

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Sistema Financeiro	1	6	2	0,6903	0,1550	0,0144	0,1404
Sistema Financeiro	2	6	2	0,8012	0,1138	0,0071	0,0785
Sistema Financeiro	3	6	2	0,8496	0,0947	0,0042	0,0515
Sistema Financeiro	4	6	2	0,8600	0,1055	0,0030	0,0313
Sistema Financeiro	5	6	2	0,8518	0,1007	0,0037	0,0439
Sistema Financeiro	6	6	2	0,8754	0,0620	0,0034	0,0588
Sistema Financeiro	7	6	2	0,9002	0,0701	0,0021	0,0275

Fonte: Dados da pesquisa.

Considerando o estado 3 de atraso nos pagamentos, percebe-se que grupos com maior tempo de participação no mercado acompanham uma tendência de maior probabilidade de retorno ao estado 1 de pagamentos em dia, variando entre 39,91% para o grupo de maior tempo de participação no mercado financeiro, a 20,70% para o grupo de menor tempo de participação no mercado financeiro (Tabela 12).

Tabela 12 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Sistema Financeiro

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Sistema Financeiro	1	6	3	0,2070	0,0427	0,0039	0,7465
Sistema Financeiro	2	6	3	0,2757	0,0363	0,0022	0,6860
Sistema Financeiro	3	6	3	0,2909	0,0316	0,0014	0,6760
Sistema Financeiro	4	6	3	0,3612	0,0422	0,0012	0,5953
Sistema Financeiro	5	6	3	0,3271	0,0280	0,0009	0,6440
Sistema Financeiro	6	6	3	0,2967	0,0225	0,0013	0,6794
Sistema Financeiro	7	6	3	0,3991	0,0354	0,0011	0,5644

Fonte: Dados da pesquisa.

Da mesma, estima-se uma redução na probabilidade de migrar para o estado 4 de inadimplência. A variação é entre 56,44% para o grupo de maior idade a 74,65% para o grupo de menor idade (Tabela 12).

#### 4.4 PREVISÕES COM BASE NO RAMO DE ATIVIDADE

Considerando os cálculos apurados para as contas que originalmente estão no estado 1 de pagamentos em dia, a maior probabilidade de se manter neste estado está relacionada ao ramo agropastoril, mensurada pela probabilidade de 94,27%. Em contrapartida, a menor probabilidade de se manter no estado 1 está relacionada ao grupo de desempregados, mensurado na ordem de 86,92% (Tabela 13).

Tabela 13 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Ramo

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Ramo	Agropastoril	6	1	0,9427	0,0491	0,0021	0,0056
Ramo	Autônomo	6	1	0,9108	0,0754	0,0047	0,0091
Ramo	Comercial	6	1	0,8776	0,1024	0,0066	0,0134
Ramo	Desempregado	6	1	0,8692	0,1126	0,0065	0,0117
Ramo	Industrial	6	1	0,8986	0,0860	0,0044	0,0115
Ramo	Outros	6	1	0,8879	0,0927	0,0059	0,0135
Ramo	Serviços	6	1	0,8788	0,1026	0,0060	0,0126

Fonte: Dados da pesquisa.

Considerando os cálculos apurados para as contas que originalmente estão no estado 2 de utilização do rotativo, há uma probabilidade entre 69,86% a 88,87% de que continuarão neste estado no sexto período (Tabela 14). Com relação a menor e maior probabilidade de permanência no estado 2, temos que continua vinculada ao ramo agropastoril, com 5,43%, e a maior ao grupo de desempregados, com 19,35%.

Tabela 14 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Ramo

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Ramo	Agropastoril	6	2	0,8887	0,0543	0,0026	0,0538
Ramo	Autônomo	6	2	0,8280	0,0910	0,0066	0,0747
Ramo	Comercial	6	2	0,7465	0,1389	0,0107	0,1039
Ramo	Desempregado	6	2	0,6986	0,1935	0,0132	0,0948
Ramo	Industrial	6	2	0,7958	0,1104	0,0066	0,0875
Ramo	Outros	6	2	0,7705	0,1213	0,0089	0,0993
Ramo	Serviços	6	2	0,7360	0,1493	0,0105	0,1042

Fonte: Dados da pesquisa.

Para as contas que originalmente estão no estado 3 de pagamento em atraso temos algumas alterações com relação as tendências anteriores. A maior probabilidade em acessar o estado 4 de inadimplência a partir do estado 3 de atraso está vinculada ao grupo de clientes vinculados ao ramo industrial, na ordem de

79,56% (Tabela 15). E de forma oposta, a menor está vinculada ao ramo de autônomos e desempregados, na ordem de 60,00% e 61,86%, respectivamente.

Tabela 15 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Ramo

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Ramo	Agropastoril	6	3	0,2275	0,0128	0,0006	0,7590
Ramo	Autônomo	6	3	0,3615	0,0361	0,0025	0,6000
Ramo	Comercial	6	3	0,2751	0,0451	0,0033	0,6764
Ramo	Desempregado	6	3	0,3088	0,0681	0,0045	0,6186
Ramo	Industrial	6	3	0,1811	0,0222	0,0013	0,7956
Ramo	Outros	6	3	0,2387	0,0332	0,0024	0,7257
Ramo	Serviços	6	3	0,2212	0,0459	0,0033	0,7298

Fonte: Dados da pesquisa.

Em continuidade à análise do estado 3, desempregados e autônomos apresentam maior probabilidade de recuperação e retorno ao estado 1 de adimplência, com 30,88% e 36,15% respectivamente, indicando que este grupo possui a maior capacidade de recuperação da sua condição de adimplência no crédito.

#### 4.5 PREVISÕES COM BASE NO TIPO DE RESIDÊNCIA

Analisando-se as probabilidades de transição de estado com relação ao tipo de residência, pode-se observar que a probabilidade de manutenção dos pagamentos em dia é maior quando o indivíduo possui residência própria (Tabela 16).

Tabela 16 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Tipo de Residência

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Tipo de Residência	Própria	6	1	0,9178	0,0726	0,0031	0,0066
Tipo de Residência	Alugada	6	1	0,8434	0,1238	0,0105	0,0224
Tipo de Residência	Outros	6	1	0,8592	0,1141	0,0084	0,0190

Fonte: Dados da pesquisa.

Considerando o estado 1 de pagamentos em dia, a probabilidade de permanência neste estado é de 91,78% para os indivíduos com residência própria.

Com relação ao estado 3 de pagamento em atraso, este comportamento se repete, sendo que as maiores probabilidades de inadimplência, na ordem de 69,01%, estão relacionadas aos grupos de indivíduos que não possuem residência própria (Tabela 17).

Tabela 17 - Probabilidade de transição do estado 3/ Atributo Tipo de Residência

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Tipo de Residência	Própria	6	3	0,2771	0,0313	0,0016	0,6901
Tipo de Residência	Alugada	6	3	0,2373	0,0460	0,0044	0,7123
Tipo de Residência	Outros	6	3	0,2217	0,0412	0,0034	0,7338

Fonte: Dados da pesquisa.

Desta forma, conclui-se que a posse do patrimônio se constitui em uma garantia de adimplência. Da mesma forma, se traduz em melhor utilização, sob o aspecto do pagamento em dia e manutenção das carteiras do cartão de crédito.

#### 4.6 PREVISÕES COM BASE NO ESTADO CIVIL

Considerando o estado civil, percebe-se o grupo de solteiros como menor probabilidade, na ordem de 85,81%, de se manter no estado 1 de pagamentos em dia (Tabela 18). Em contrapartida, o grupo de contas composto por viúvos apresenta a maior probabilidade de manter-se no estado 1, na ordem de 93,12%. Considerando o percentual de 11,27%, os solteiros se traduzem no grupo de indivíduos com maior probabilidade de utilização do rotativo.

Tabela 18 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Estado Civil

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Estado Civil	Solteiro	6	1	0,8581	0,1127	0,0088	0,0204
Estado Civil	União	6	1	0,8795	0,1073	0,0045	0,0086
Estado Civil	Viúvo	6	1	0,9312	0,0629	0,0016	0,0042
Estado Civil	Casado	6	1	0,9180	0,0724	0,0032	0,0064
Estado Civil	Outros	6	1	0,8783	0,1008	0,0058	0,0157
Estado Civil	Divorciado	6	1	0,9081	0,0755	0,0046	0,0118

Fonte: Dados da pesquisa.

Esta tendência se repete com relação à migração para o estado 3 de inadimplência, na qual o grupo de solteiros apresenta a probabilidade de maior valor entre os grupos da amostra (Tabela 19). Considerando-se esta análise a partir do estado 2, tem-se que a probabilidade de migração para o estado 3 é de 1,21% para o grupo de solteiros.

Tabela 19 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Estado Civil

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Estado Civil	Solteiro	6	2	0,7217	0,1342	0,0121	0,1322
Estado Civil	União	6	2	0,7646	0,1635	0,0080	0,0639
Estado Civil	Viúvo	6	2	0,8653	0,0828	0,0027	0,0492
Estado Civil	Casado	6	2	0,8264	0,1048	0,0056	0,0630
Estado Civil	Outros	6	2	0,7411	0,1332	0,0090	0,1170
Estado Civil	Divorciado	6	2	0,7896	0,1099	0,0075	0,0929

Fonte: Dados da pesquisa.

O ponto de destaque nesta análise pode ser obtido pela avaliação do estado 3 de pagamento em atraso, onde percebe-se a maior probabilidade, na ordem de 84,10%, do grupo de viúvos à migração ao estado 4 de inadimplência (Tabela 20). Para os demais grupos, temos que na migração para o estado 4 os solteiros possuem uma probabilidade estimada em 74,99%. De forma contrária, os grupos de casados e união estável possuem menor tendência à inadimplência, estimada em 65,17% e 63,28%, respectivamente.

Tabela 20 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Estado Civil

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Estado Civil	Solteiro	6	3	0,2112	0,0356	0,0031	0,7499
Estado Civil	União	6	3	0,3042	0,0602	0,0029	0,6328
Estado Civil	Viúvo	6	3	0,1415	0,0169	0,0006	0,8410
Estado Civil	Casado	6	3	0,3090	0,0374	0,0020	0,6517
Estado Civil	Outros	6	3	0,1187	0,0170	0,0011	0,8632
Estado Civil	Divorciado	6	3	0,1950	0,0293	0,0020	0,7737

Fonte: Dados da pesquisa.

Em linhas gerais, pode-se inferir que o grupo de indivíduos solteiros está mais suscetível à utilização do rotativo e atraso nos pagamentos. Contudo, com relação à caracterização da inadimplência, possuem um poder maior de recuperação quando se encontram em dificuldades financeiras.

#### 4.7 PREVISÕES COM BASE NA EXISTÊNCIA DE DEPENDENTES

Na análise das probabilidades considerando a existência de dependentes, podemos observar que no estado 1 de pagamento em dia, a maior probabilidade de permanência neste estado está vinculada ao perfil com dependentes, na ordem de 93,37% (Tabela 21). A probabilidade de migração para o estado 2 de utilização do



rotativo e, de permanência neste estado, é maior para o grupo de indivíduos sem dependentes, considerando os percentuais de 9,84% e 12,75%, respectivamente.

Tabela 21 - Probabilidade de transição geral / Atributo Dependentes

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Dependentes	SemDependente	6	1	0,8813	0,0984	0,0063	0,0144
Dependentes	SemDependente	6	2	0,7574	0,1275	0,0097	0,1054
Dependentes	SemDependente	6	3	0,2325	0,0358	0,0026	0,7290
Dependentes	SemDependente	6	4	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000
Dependentes	ComDependente	6	1	0,9337	0,0607	0,0018	0,0032
Dependentes	ComDependente	6	2	0,8626	0,0945	0,0036	0,0387
Dependentes	ComDependente	6	3	0,3828	0,0426	0,0016	0,5727
Dependentes	ComDependente	6	4	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa.

Com relação à inadimplência, caracterizada pela migração do estado 3 de pagamento em atraso para o estado 4 de inadimplência, temos que a probabilidade é de 72,90% para os indivíduos sem dependentes. De forma considerável, mas bem inferior, com probabilidade de 57,27%, temos o grupo de indivíduos com dependentes.

#### 4.8 PREVISÕES COM BASE NO GÊNERO

Na avaliação das probabilidades por gênero, percebe-se que não ocorrem distinções significativas entre as probabilidades de transição. Os valores de probabilidade de transição são muito próximos entre os grupos, o que permite inferir que esta segmentação não é significativa para um processo de análise de risco de crédito (Tabela 22).

Tabela 22 - Probabilidade de transição geral / Atributo Gênero

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Gênero	Masculino	6	1	0,8965	0,0863	0,0053	0,0119
Gênero	Masculino	6	2	0,7818	0,1126	0,0082	0,0974
Gênero	Masculino	6	3	0,2426	0,0323	0,0023	0,7227
Gênero	Masculino	6	4	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000
Gênero	Feminino	6	1	0,8904	0,0935	0,0051	0,0110
Gênero	Feminino	6	2	0,7711	0,1332	0,0086	0,0872
Gênero	Feminino	6	3	0,2557	0,0409	0,0026	0,7010
Gênero	Feminino	6	4	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa.

Em termos de percentuais, temos que no estado 1 de pagamento em dia a probabilidade de se manter neste estado é de 89,65% para o gênero masculino e, 89,04% para o gênero feminino. A partir do estado 3 de inadimplência, a probabilidade de migração para o estado 4 é de 72,27% para o gênero masculino e de 70,10% para o gênero feminino.

#### 4.9 PREVISÕES COM BASE NO LIMITE DE CRÉDITO CONCEDIDO

Para o presente estudo, considerando a análise da probabilidade de permanência no estado 1 de pagamento em dia, o grupo 1 de menor limite de crédito aprovado é o que apresenta menor probabilidade, na ordem de 79,59% e, atingindo 93,97% para o grupo de maior limite. Desta forma é observado que a probabilidade de se manter no estado 1 aumenta a medida que o limite concedido também aumenta (Tabela 23).

Com relação a migração para o estado 2 de utilização do rotativo ocorre o mesmo efeito, onde para o grupo 1 foi identificada uma probabilidade de 14,44% e, para o grupo 7, uma probabilidade de 5,77%. Desta forma, pode-se observar que ocorre uma tendência de redução desta probabilidade na medida em que o limite concedido aumenta.

Tabela 23 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Limite Total

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Limite Total	1	6	1	0,7959	0,1444	0,0166	0,0426
Limite Total	2	6	1	0,8570	0,1204	0,0069	0,0157
Limite Total	3	6	1	0,8964	0,0909	0,0040	0,0081
Limite Total	4	6	1	0,9002	0,0892	0,0039	0,0067
Limite Total	5	6	1	0,9237	0,0686	0,0031	0,0052
Limite Total	6	6	1	0,9427	0,0530	0,0016	0,0028
Limite Total	7	6	1	0,9397	0,0577	0,0007	0,0019

Fonte: Dados da pesquisa.

Considerando a análise a partir do estado 3 de pagamento em atraso, há uma tendência de redução da probabilidade de ingresso no estado 4 de inadimplência a medida em que ocorre o aumento o limite de crédito (Tabela 24). Esta tendência só não se confirma no grupo 7, de maior limite, para o qual consta uma probabilidade de 83,35% de migração do estado 3 para o estado 4, a partir do ingresso no estado 3.

Tabela 24 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Limite Total

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Limite Total	1	6	3	0,1576	0,0346	0,0044	0,8033
Limite Total	2	6	3	0,2106	0,0414	0,0027	0,7454
Limite Total	3	6	3	0,3001	0,0442	0,0022	0,6534
Limite Total	4	6	3	0,3390	0,0551	0,0030	0,6029
Limite Total	5	6	3	0,3957	0,0493	0,0026	0,5527
Limite Total	6	6	3	0,4357	0,0315	0,0011	0,5317
Limite Total	7	6	3	0,1569	0,0095	0,0001	0,8335

Fonte: Dados da pesquisa.

Considerando os dados de probabilidades do grupo 7, pode-se sugerir avaliar os critérios de concessão para os limites de crédito de maior valor. Isto considerando que a tendência de redução da probabilidade de inadimplência não se confirma para o último grupo.

#### 4.10 PREVISÕES COM BASE NA RENDA

Considerando a renda anual recebida como parâmetro de análise, identifica-se que quanto maior for a renda do indivíduo, maior a probabilidade deste se manter no estado 1 de pagamento em dia, considerando a probabilidade crescente do menor para o maior grupo nos percentuais entre 85,92% e 92,50% (Tabela 25).

Tabela 25 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Renda Anual

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Renda Anual	1	6	1	0,8592	0,1084	0,0094	0,0230
Renda Anual	2	6	1	0,8766	0,1027	0,0066	0,0141
Renda Anual	3	6	1	0,8863	0,0962	0,0051	0,0119
Renda Anual	4	6	1	0,9013	0,0843	0,0046	0,0098
Renda Anual	5	6	1	0,9020	0,0836	0,0049	0,0095
Renda Anual	6	6	1	0,9166	0,0742	0,0032	0,0065
Renda Anual	7	6	1	0,9250	0,0684	0,0021	0,0045

Fonte: Dados da pesquisa.

De forma inversa, temos a probabilidade de transição entre os estados 1 de pagamento em dia e 2 de utilização do rotativo. A variação das probabilidades é entre 10,84% e 6,84%, sendo a maior probabilidade de utilização identificada no grupo de menor renda.

Com relação aos indivíduos que ingressam no estado 2 de utilização do rotativo, a probabilidade de retorno ao estado 1 de pagamento em dia é crescente a medida que a renda dos indivíduos aumenta, variando de 71,57% a 88,02% (Tabela 26).

Tabela 26 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Renda Anual

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Renda Anual	1	6	2	0,7157	0,1262	0,0126	0,1455
Renda Anual	2	6	2	0,7550	0,1323	0,0100	0,1027
Renda Anual	3	6	2	0,7462	0,1446	0,0091	0,0997
Renda Anual	4	6	2	0,7814	0,1219	0,0080	0,0884
Renda Anual	5	6	2	0,7839	0,1211	0,0086	0,0865
Renda Anual	6	6	2	0,8270	0,1101	0,0057	0,0576
Renda Anual	7	6	2	0,8802	0,0775	0,0028	0,0395

Fonte: Dados da pesquisa.

Com relação ao estado 3 de pagamentos em atraso, a probabilidade de migração ao estado 4 de inadimplência segue uma tendência de redução a medida que aumenta a renda, variando entre 76,42% para o grupo de menor renda a 64,57% para o grupo de maior renda (Tabela 27).

Tabela 27 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Renda Anual

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Renda Anual	1	6	3	0,2015	0,0313	0,0030	0,7642
Renda Anual	2	6	3	0,2481	0,0401	0,0030	0,7087
Renda Anual	3	6	3	0,1938	0,0328	0,0020	0,7713
Renda Anual	4	6	3	0,2503	0,0377	0,0025	0,7094
Renda Anual	5	6	3	0,2898	0,0466	0,0033	0,6601
Renda Anual	6	6	3	0,3341	0,0382	0,0019	0,6259
Renda Anual	7	6	3	0,3252	0,0280	0,0010	0,6457

Fonte: Dados da pesquisa.

Nesta análise cabe uma observação com relação ao grupo 3, para o qual não se repete o comportamento dos demais grupos. Este grupo apresenta uma probabilidade de 77,13% de ingresso no estado 4, de inadimplência. Este dado contraria a tendência estabelecida entre os demais grupos de redução da probabilidade a medida em que houver o aumento da renda.

#### 4.11 PREVISÕES COM BASE NA ORIGEM DA RENDA

Sob a perspectiva de origem da renda, o grupo de assalariados é o que possui maior probabilidade de migração ao estado 2 de utilização do rotativo, a partir do estado 1 de pagamentos em dia. Esta probabilidade está estimada em 9,75%. Da mesma forma, é o grupo que possui a menor probabilidade, na ordem de 88,22%, de permanência no estado 1 de pagamento em dia.

De forma oposta, o grupo de indivíduos vinculados ao agronegócio é que possui maior probabilidade de permanência no estado 1 de pagamento em dia, sendo esta estimada em 93,93% (Tabela 28).

Tabela 28 - Probabilidade de transição do estado 1 / Atributo Origem da Renda

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Origem Renda	Salário	6	1	0,8822	0,0975	0,0061	0,0141
Origem Renda	Agronegócio	6	1	0,9393	0,0529	0,0024	0,0054
Origem Renda	Pró-labore	6	1	0,8849	0,0967	0,0067	0,0117
Origem Renda	Cônjuge	6	1	0,9078	0,0807	0,0039	0,0077
Origem Renda	Comissões	6	1	0,8980	0,0859	0,0058	0,0103
Origem Renda	Outros	6	1	0,8985	0,0879	0,0043	0,0093

Fonte: Dados da pesquisa.

Com relação a migração para o estado 1 de pagamento em dia a partir do estado 2 de utilização do rotativo, a tendência é mantida. Desta forma, atribui-se ao agronegócio a maior probabilidade, estimada em 89,31% e, para o grupo de assalariados, a menor probabilidade, estimada em 75,51% (Tabela 29).

Tabela 29 - Probabilidade de transição do estado 2 / Atributo Origem da Renda

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Origem Renda	Salário	6	2	0,7551	0,1282	0,0095	0,1072
Origem Renda	Agronegócio	6	2	0,8931	0,0575	0,0029	0,0466
Origem Renda	Pró-labore	6	2	0,7758	0,1214	0,0101	0,0930
Origem Renda	Cônjuge	6	2	0,7759	0,1440	0,0081	0,0720
Origem Renda	Comissões	6	2	0,7899	0,1076	0,0089	0,0936
Origem Renda	Outros	6	2	0,7779	0,1337	0,0077	0,0804

Fonte: Dados da pesquisa.

Em relação ao estado 3 de pagamento em atraso, a maior probabilidade de migração ao estado 4 de inadimplência continua relacionada ao grupo de assalariados

(Tabela 30). Esta probabilidade está estimada em 74,88%. Neste contexto de análise, o agronegócio não se destaca como a menor probabilidade de migração ao estado 4 de inadimplência. A sua a probabilidade estimada é de 64,07%.

Tabela 30 - Probabilidade de transição do estado 3 / Atributo Origem da Renda

Atributo	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Origem Renda	Salário	6	3	0,2155	0,0332	0,0024	0,7488
Origem Renda	Agronegócio	6	3	0,3376	0,0207	0,0010	0,6407
Origem Renda	Pró-labore	6	3	0,3511	0,0568	0,0048	0,5874
Origem Renda	Cônjuge	6	3	0,3088	0,0495	0,0027	0,6390
Origem Renda	Comissões	6	3	0,3546	0,0426	0,0033	0,5995
Origem Renda	Outros	6	3	0,2416	0,0388	0,0022	0,7173

Fonte: Dados da pesquisa.

A menor probabilidade de migração para o estado 4 de inadimplência é identificada nos indivíduos cuja origem da renda está classificada como pró-labore, sendo esta estimada em 58,74%.

#### 4.12 VARIÁVEIS MACROECONÔMICAS

Com base no estudo de Belotti e Crook (2013) sob o aspecto das variáveis macroeconômicas de desemprego e taxa de juros, buscou-se a mensurar a probabilidade de transição em comparação com as seguintes séries históricas, obtidas por meio do site do Banco Central do Brasil<sup>1</sup>:

- 24369 - Taxa de desocupação - PNADC %
- 22024 - Taxa média de juros das operações de crédito com recursos livres - Pessoas físicas - Cartão de crédito total - % a.a.

Na análise das correlações calculadas, identificou-se que a transição do estado 1 de pagamento em dia para o estado 2 de utilização do rotativo e, do estado 2 para o estado 3 de atraso no pagamento, estão positivamente correlacionados com a taxa de desocupação e a taxa de juros. Sendo assim, ambos os indicadores influenciam positivamente no caminho a elevação do risco de crédito, conforme demonstrado na Tabela 31.

<sup>1</sup> BANCO CENTRAL DO BRASIL. Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS). 2015. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/sgspub/consultarvalores/telaCvsSelecionarSeries.paint>>. Acesso em 25 ago. 2015.

Tabela 31 – Correlações com variáveis macroeconômicas

	Desocupação	Juros
Transição do estado 1 para o estado 2	0,5403	0,3668
Transição do estado 2 para o estado 3	0,0892	0,0084
Transição do estado 2 para o estado 1	-0,0681	-0,3385
Transição do estado 3 para o estado 4	-0,5220	0,1493
Transição do estado 3 para o estado 2	-0,5193	0,1844
Transição do estado 3 para o estado 1	-0,3245	0,3235

Fonte: Dados da pesquisa.

Com relação ao percurso inverso, de retomada da adimplência e quitação do crédito rotativo, as variáveis se correlacionam negativamente sobre as transições do estado 2, de utilização do rotativo, para o estado 1 de pagamentos em dia.

As demais correlações calculadas não são consistentes considerando que se comportam de forma distinta com relação às transições.

#### 4.13 PERFIL DA INADIMPLÊNCIA NA UTILIZAÇÃO DO CARTÃO DE CRÉDITO

Considerando o objetivo deste trabalho de caracterização do risco de crédito na utilização do cartão de crédito, buscou-se traçar o perfil dos indivíduos em potencial para caracterização do maior risco de crédito. Para tanto, partindo das probabilidades do estado 1 de pagamento em dia, foram obtidas em cada categoria as menores probabilidades de permanência neste estado. Para o estado 2 de utilização do rotativo, a partir do estado 1, foram obtidas as maiores probabilidades de utilização desta modalidade de crédito em cada categoria.

Como perfil dos indivíduos com maior risco de crédito, a partir do estado 1 de pagamento em dia, destacam-se os indivíduos jovens, com pouco tempo de experiência no mercado financeiro e desempregados. Não proprietários de residência própria, portanto, moradores de residências alugadas, solteiros, sem dependentes, de baixo limite de crédito concedido e de baixa renda anual. Quando obtiveram renda, a origem declarada foi o recebimento de salário (Tabela 32).

Tabela 32 – Indicadores de perfil a partir do estado 1

Idade	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Idade	1	6	1	0,8680	0,1078	0,0073	0,0168
Sistema Financeiro	1	6	1	0,8411	0,1259	0,0100	0,0229
Ramo	Desempregado	6	1	0,8692	0,1126	0,0065	0,0117
Tipo de Residência	Alugada	6	1	0,8434	0,1238	0,0105	0,0224
Estado Civil	Solteiro	6	1	0,8581	0,1127	0,0088	0,0204
Dependentes	Sem Dependente	6	1	0,8813	0,0984	0,0063	0,0144
Sexo	Feminino	6	1	0,8904	0,0935	0,0051	0,0110
Origem Renda	Salário	6	1	0,8822	0,0975	0,0061	0,0141
Limite Total	1	6	1	0,7959	0,1444	0,0166	0,0426
Renda Anual	1	6	1	0,8592	0,1084	0,0094	0,0230

Fonte: Dados da pesquisa.

Pela análise a partir do estado 2 de utilização do rotativo e migração para o estado 3 de atraso no pagamento, repetem-se as mesmas tendências de perfil, alterando-se apenas a origem da renda de salário para pró-labore (Tabela 33).

Tabela 33 - Indicadores de perfil a partir do estado 2

Idade	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Idade	1	6	2	0,7466	0,1332	0,0104	0,1097
Sistema Financeiro	1	6	2	0,6903	0,1550	0,0144	0,1404
Ramo	Desempregado	6	2	0,6986	0,1935	0,0132	0,0948
Tipo de Residência	Alugada	6	2	0,6976	0,1468	0,0146	0,1410
Estado Civil	Solteiro	6	2	0,7217	0,1342	0,0121	0,1322
Dependentes	Sem Dependente	6	2	0,7574	0,1275	0,0097	0,1054
Sexo	Feminino	6	2	0,7711	0,1332	0,0086	0,0872
Origem Renda	Pró-labore	6	2	0,7758	0,1214	0,0101	0,0930
Limite Total	1	6	2	0,6285	0,1463	0,0189	0,2060
Renda Anual	1	6	2	0,7157	0,1262	0,0126	0,1455

Fonte: Dados da pesquisa.

Contudo, na análise do estado 3 de pagamento em atraso é que temos as maiores alterações. Neste ponto, as maiores probabilidades de migração ao estado 4 de inadimplência estão relacionadas a indivíduos do grupo de idade 6 e 7, sendo os dois



grupos de maior idade da amostra. Com relação à participação no sistema financeiro, manteve-se a tendência de inadimplência aos menos experientes (Tabela 34).

Tabela 34 - Indicadores de perfil a partir do estado 3

Idade	Grupo	Período	Estado	1	2	3	4
Idade	6	6	3	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000
Idade	7	6	3	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000
Sistema Financeiro	1	6	3	0,2070	0,0427	0,0039	0,7465
Ramo	Industrial	6	3	0,1811	0,0222	0,0013	0,7956
Tipo de Residência	Outros	6	3	0,2217	0,0412	0,0034	0,7338
Tipo de Residência	Alugada	6	3	0,2373	0,0460	0,0044	0,7123
Estado Civil	Viúvo	6	3	0,1415	0,0169	0,0006	0,8410
Estado Civil	Outros	6	3	0,1187	0,0170	0,0011	0,8632
Dependentes	Sem Dependente	6	3	0,2325	0,0358	0,0026	0,7290
Sexo	Masculino	6	3	0,2426	0,0323	0,0023	0,7227
Origem Renda	Salário	6	3	0,2155	0,0332	0,0024	0,7488
Limite Total	7	6	3	0,1569	0,0095	0,0001	0,8335
Renda Anual	1	6	3	0,2015	0,0313	0,0030	0,7642

Fonte: Dados da pesquisa.

Com relação ao ramo de negócio, os indivíduos relacionados ao ramo industrial assumem as maiores probabilidades de inadimplência, que na análise anterior estava indicada aos indivíduos desempregados. Considerando o tipo de residência, os indivíduos da amostra caracterizados no grupo de “Outros” é que apresentam maior probabilidade de migração para o estado 4 de inadimplência. Contudo os indivíduos que moram de aluguel continuam tendo uma probabilidade bastante significativa.

Com relação ao estado civil, as maiores probabilidades estão relacionadas aos viúvos e outros. Adicionalmente os que declaram a não existência de dependentes, assim como a origem da renda como base assalariada, possuem um alto limite de crédito concedido e baixa renda, são os atributos mais significativos na qualificação dos indivíduos que evoluem para a inadimplência.

#### 4.14 TESTES DE VALIDAÇÃO

Os testes “a” e “b” de validação foram aplicados a partir da segregação da amostra de clientes, considerando no contexto de aplicação dois conjuntos para obtenção das probabilidades e, os dados observados para o período 6 da matriz de transição.

O primeiro contexto, denominado de teste “a”, a amostra de 8.851 clientes foi segregada em dois grupos distintos. Nestes, o desempenho dos 12 primeiros períodos foi comparado com desempenho nos 12 períodos subsequentes, denominado neste trabalho de validação longitudinal.

O segundo contexto, denominado de teste “b”, considerou a segregação da amostra de 8.851 em dois grupos de quantidades distintas de clientes. Neste cenário de validação, o desempenho de um grupo aleatoriamente escolhido de 7.080 clientes foi comparado com o grupo de 1.771 clientes restantes. Para atribuição da aleatoriedade foi escolhido um cliente a cada 5 ocorrências, a partir do primeiro cliente da amostra.

O teste “c” considera a obtenção das probabilidades de transições para os períodos 6, 12 e 18, calculados a partir do estado das contas no tempo 6. Por meio destas matrizes aplicou-se o teste de correlação, tendo como referência de comparação o estado real de cada conta nos referidos períodos. Em resumo, encontrou-se a matriz de transição para os tempos 6, 6-12 e 6-18, considerando desta forma o estado das contas no tempo 6 e, prevendo o seu estado no momento 12 e 18.

##### 4.14.1 Teste de Validação “a”

Na execução do cálculo de validação, pode-se observar que a correlação é bastante significativa comparando-se os dois períodos da amostra. Na matriz de probabilidades de transição encontrada para os períodos de 1 a 12 meses, temos as probabilidades apresentadas na Tabela 35.

Tabela 35 – Desempenho da amostra de 8.851 clientes nos 12 primeiros meses

Período	1-12	1	2	3	4
6	1	0,9001	0,0827	0,0055	0,0116
6	2	0,7876	0,1095	0,0090	0,0939
6	3	0,2502	0,0323	0,0026	0,7150
6	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Para a matriz de probabilidade de transição encontrada para os períodos de 13 a 24 meses, temos as probabilidades apresentadas na Tabela 36.

Tabela 36- Desempenho da amostra de 8.851 clientes nos 12 meses subsequentes

Período	13-24	1	2	3	4
6	1	0,8906	0,0930	0,0050	0,0113
6	2	0,7723	0,1264	0,0080	0,0933
6	3	0,2458	0,0371	0,0023	0,7148
6	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Logo, a correlação entre as duas amostras foi estimada em 99,99%, sendo este um número significativo e apto a validar de forma consistente os dois conjuntos de dados.

#### 4.14.2 Teste de Validação “b”

Em uma segunda análise, a partir da segregação da carteira em dois grupos com quantidades distintas de indivíduos, aqui representada como uma validação transversal, pode-se observar que a alta correlação se mantém. Na matriz de probabilidades de transição encontrada para a amostra de 7.080 contas, temos:

Tabela 37 – Transições para a amostra de 7.080 contas

Período	Geral	1	2	3	4
6	1	0,8942	0,0891	0,0053	0,0114
6	2	0,7764	0,1210	0,0086	0,0940
6	3	0,2545	0,0370	0,0026	0,7060
6	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Para a matriz de probabilidade de transição encontrada para a amostra de 1.771 contas, temos:

Tabela 38 - Transições para a amostra de 1.771 contas

Período	Geral	1	2	3	4
6	1	0,8949	0,0884	0,0049	0,0118
6	2	0,7852	0,1156	0,0076	0,0916
6	3	0,2175	0,0285	0,0018	0,7522
6	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa

Da mesma forma do que a validação “a”, a correlação na validação “b” entre as duas amostras foi estimada em um alto percentual, 99,92%, sendo este um número que valida consistentemente os dois conjuntos de dados.

#### 4.14.3 Teste de Validação “c”

Nesta terceira forma de validação, partiu-se da projeção da matriz de probabilidade calculada para o sexto período, evoluída para os períodos 12, 18 e 24, conforme demonstrado a seguir.

Tabela 39 – Probabilidades de transição a partir do 6º período

Período	Geral	1	2	3	4
6	1	0,9638	0,0357	0,0005	-
6	2	0,3993	0,5358	0,0648	-
6	3	0,1042	0,1250	-	0,7708
6	4	-	-	-	1,0000
12	1	0,9075	0,0709	0,0050	0,0166
12	2	0,8062	0,0735	0,0057	0,1145
12	3	0,1952	0,0176	0,0014	0,7858
12	4	-	-	-	1,0000
18	1	0,89	0,07	0,00	0,04
18	2	0,80	0,06	0,00	0,14
18	3	0,19	0,02	0,00	0,79
18	4	-	-	-	1,00
24	1	0,8641	0,0683	0,0049	0,0627
24	2	0,7763	0,0614	0,0044	0,1579
24	3	0,1878	0,0148	0,0011	0,7963
24	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa.

Em seguida, foram mensuradas as distribuições reais entre os estados de transição da carteira, identificados para os mesmos períodos 6, 12, 18 e 24 da amostra, conforme demonstrado a seguir.

Tabela 40 – Performance da carteira

Período	Geral	1	2	3	4
6	1	0,9638	0,0357	0,0005	-
6	2	0,3993	0,5358	0,0648	-
6	3	0,1042	0,1250	-	0,7708
6	4	-	-	-	1,0000
12	1	0,9593	0,0403	0,0004	-
12	2	0,3434	0,5989	0,0577	-
12	3	0,2245	0,1633	-	0,6122
12	4	-	-	-	1,0000
18	1	0,96	0,04	0,00	-
18	2	0,28	0,67	0,06	-
18	3	0,08	0,06	0,03	0,83
18	4	-	-	-	1,00
24	1	0,9496	0,0496	0,0008	-
24	2	0,3017	0,6283	0,0701	-
24	3	0,1373	0,0784	0,0588	0,7255
24	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa.

A partir destes dados, evoluiu-se para a mensuração da correlação entre os números calculados e a intensidade de transição apurada nos períodos. O grau de correlação para cada período é demonstrado na Tabela 13 a seguir.

Tabela 41 – Correlações de probabilidades e carteira

Período	Correlação
6	100,00%
12	86,21%
18	84,11%
24	84,99%

Fonte: Dados da pesquisa.

Pode-se inferir que o percentual de correlação é significativo considerando os achados de Leow e Crook (2014), para os quais os autores definiram significativa capacidade preditiva correlações na ordem de 83%. Considerando que os resultados de correlação foram de 86,21%, 84,11% e 84,99%, para os períodos 12, 18 e 24, respectivamente, superam estes os achados do estudo de referência, atribuindo-se da forma análoga semelhante capacidade preditiva aos achados.

Em resumo, pode-se concluir, por meio dos três testes, que estes validam e atribuem confiabilidade as análises. Observa-se também que o modelo transparece robustez, uma vez que direciona a resultados semelhantes, mesmo em diferentes cenários.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O produto cartão de crédito por meio do incentivo ao consumo e altas taxas de juros gera para a instituição financeira um contexto de alta rentabilidade mas, também, de exposição ao risco e impacto nos resultados, caracterizado pela probabilidade inadimplência e conseqüente previsão de perda.

Neste trabalho optou-se por mensurar a probabilidade de atraso nos pagamentos e posterior inadimplência na análise do risco de crédito e suporte a tomada de decisão em empréstimos de cartão de crédito para pessoas físicas em instituição financeira comercial. A análise da previsão da inadimplência e mensuração do risco de crédito no uso do cartão de crédito foi evoluída sob a aplicação do modelo de intensidade multi-estado com a utilização de cadeias de Markov, posicionando esta pesquisa como seqüência de trabalhos científicos aplicados à realidade empresarial.

Considerando a geração da matriz de intensidade pela aplicação do modelo de Markov, utilizou-se de toda a estrutura multivariada dos dados para obter as estimativas dos parâmetros. Os resultados encontrados foram utilizados na construção de simulações das condições dos clientes em diferentes horizontes de tempo.

A principal contribuição deste estudo está em evidenciar que, por meio da aplicação da cadeia de Markov, pode-se obter direcionados para a caracterização do perfil dos indivíduos com maior risco de crédito. Contribuem para este achado o processo de entendimento prévio, contemplando o levantamento dos requisitos de negócio, necessidade de dados, tratamento de dados, modelagem, avaliação e implementação. Este último passo pode se tornar um fator de sucesso no momento de definição e aplicação do trabalho.

Neste estudo, utilizou-se como variáveis de perfil: idade, tempo de participação no sistema financeiro, ramo de atividade, tipo de residência, estado civil, dependentes, gênero, limite de crédito concedido, renda, origem da renda. Com relação a variáveis macroeconômicas, foram consideradas: taxa de desocupação e taxa média de juros das operações de crédito. Como variáveis de carteira, obteve-se o total da carteira, rotativo e data da inibição.

Desta forma, obteve-se uma visão ampliada do trabalho de Leow e Crook (2014) e Régis e Artes (2015). Isto considerando dois elementos: variáveis e análises. Para o elemento de variáveis, optou-se por um contexto ampliado,

considerando itens de perfil, carteira e macroeconomia. Para as análises, optou-se por evidenciar separadamente as probabilidades de cada perfil e seus estágios de evolução entre os estados possíveis no que se refere a utilização do crédito concedido.

Grande parte dos achados deste estudo convergem para conclusões obtidas em estudos prévios. Na análise das probabilidades de transição do modelo geral, foi identificado 89% de chance de uma conta iniciar no estado 1 de pagamento em dia e manter-se neste estado até o sexto período de projeção. O estudo de Leow e Crook (2014), para contas que originalmente estão no estado 0 de pagamentos em dia, também apontou a existência de uma probabilidade muito alta, acima de 80%, de que as contas ainda estejam no estado inicial após 6 meses.

No entanto, a probabilidade de se manter no estado original não se repete para a análise do estado 2. Identificam Leow e Crook (2014) que a probabilidade de estar no estado 2, de 60 dias de atraso, é menor do que a probabilidade de estar no estado 3 de inadimplência. Para os autores isto parece sugerir que para uma conta em atraso, é mais provável migrar para o estado 3 de inadimplente do que permanecer no estado 2. Em relação a este estudo, esta é uma tendência que se repete, considerando que, uma vez acessando o estado 3, há uma probabilidade de 69% de que a conta migre para o estado 4 de inadimplência.

No estudo de Leow e Crook (2014), para contas que originalmente estão no estado 2, os autores identificaram probabilidades diferentes entre os tipos de ocupação. Para empregados, há uma maior probabilidade de estar em default (48%) do que em recuperação (39%). Para autônomos, desempregados ou sem emprego, há uma maior probabilidade de estar em recuperação (de 42% a 54%) do que em default (de 32% a 44%). Para os autores estes números parecem sugerir que as pessoas empregadas são mais suscetíveis a se tornarem inadimplentes.

Apesar de não ser em ordem inversa, nos dados do estudo identificam-se desempregados e autônomos com menor probabilidade de inadimplência, 61% e 60%, respectivamente. Da mesma forma, apresentam maior probabilidade de recuperação, com 30% e 36%, confirmando o estudo de Leow e Crook (2014) de que pessoas empregadas são mais suscetíveis a se tornarem inadimplentes.

Para as previsões com base no limite de crédito concedido, So e Thomas (2011) utilizam a segregação por score para a segmentação entre maior e menor nível de risco. Da mesma forma, atribuem faixas de limites de crédito. Como

resultado, obtêm uma matriz onde identificam que a volatilidade das transições de pontuação diminui à medida que há o aumento do limite de crédito concedido. Em termos de probabilidade, identificaram que 75,2% das contas com maior score mas com menor limite ficam na mesma faixa de estado depois de um mês, enquanto que para as contas com maior score e maior limite, 88,6% permanecem na mesma faixa de estado após um mês.

Para o presente estudo, considerando a análise da probabilidade de permanência no estado 1, o grupo 1 de menor limite de crédito aprovado é o que apresenta menor probabilidade, na ordem de 79%. É observado que a probabilidade aumenta a medida que o limite concedido também aumenta, o que corrobora com os achados de So e Thomas (2011).

Com relação a migração para o estado 2, de utilização do rotativo, ocorre o mesmo efeito, onde para o grupo 1 foi identificada uma probabilidade de 14%. Pode-se observar que ocorre uma tendência de redução desta probabilidade a medida em que o limite concedido aumenta, chegando a 5% para o grupo 7.

Para Belotti e Crook (2013) um aumento no limite de crédito reduz o perigo. Inicialmente, esta afirmação pode ser surpreendente, uma vez que haveria argumentos de que um limite de crédito elevado incentivaria a utilização e, portanto, o maior risco. No entanto, em primeiro lugar, pelo menos no curto prazo, os autores afirmam que um alto limite de crédito permite que o devedor tenha margem para o endividamento antes de atingir a inadimplência. Em segundo lugar, na concessão do crédito, o limite concedido parte de um processo de avaliação em que o comportamento do devedor é considerado, atribuindo-se maiores limites aos tomadores comprovadamente menos suscetíveis ao inadimplemento.

De forma a encerrar os testes e análises, os achados dos três processos de validação confirmam a colocação de Thomas; Ho; Scherer (2001), para os quais o modelo da cadeia de Markov considera que a dinâmica do seu comportamento posterior segue o comportamento mapeado pela cadeia de Markov e que existe um modelo dinâmico estocástico simples, que permite projetar o comportamento futuro de cada cliente.

Recomenda-se para estudos futuros que se utilize o modelo de Markov para a análise de inadimplência considerando a carteira crédito geral e os demais produtos utilizados pelo cliente. Desta forma, produzindo estimativas de quanto o desempenho em um produto pode afetar ou justificar a performance em outros produtos.



## REFERÊNCIAS

- AKERS, Douglas; GOLTER, Jay; LAMM, Brian; SOLT, Martha. Overview of recent developments in the credit card industry. **FDIC Banking Review**, v. 17, n. 3, p. 23-35, 2005.
- ANTON, Howard; RORRES, Chris. **Álgebra linear com aplicações**. Bookman, 2001.
- ARONSON, Jay E.; KING, Dave; SHARDA, Ramesh; TURBAN, Efraim. **Business intelligence: um enfoque gerencial para a inteligência do negócio**. Porto Alegre: Bookman, 2009.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Relatório sobre a Indústria de Cartões de Pagamentos**, 1ª edição, maio/2010. Banco Central do Brasil – Departamento de Operações Bancárias e de Sistema de Pagamentos.
- BARALDI, Paulo. **Gerenciamento de riscos: a gestão de oportunidades, a criação de controles internos e a avaliação de riscos nas decisões gerenciais**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.
- BELLOTTI, Tony; CROOK, Jonathan. Forecasting and stress testing credit card default using dynamic models. **International Journal of Forecasting**, v. 29, n. 4, p. 563-574, 2013.
- BELLOTTI, Tony; CROOK, Jonathan. Loss given default models incorporating macroeconomic variables for credit cards. **International Journal of Forecasting**, v. 28, n. 1, p. 171-182, 2012.
- BENDLE, Neil; HORNE, Dan. Visa inc. and the global payments industry. **Richard Ivey School of Business Foundation**, v. 2014-05-29, 2014.
- BRASIL, **Lei complementar nº 105**, de 10 de janeiro de 2001. Dispõe sobre o sigilo das operações de instituições financeiras e dá outras providências. Disponível em: <[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/Leis/LCP/Lcp105.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Leis/LCP/Lcp105.htm)>. Acesso em 02 nov. 2016.
- BUMACOV, Vitalie; ASHTA, Arvind. The conceptual framework of credit scoring from its origins to microfinance. **Second European Research Conference on Microfinance**. 2011.
- CAOQUETTE, John. B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, Paul; NIMM, Robert W. J. **Gestão do risco de crédito: o grande desafio dos mercados financeiros globais**. Rio de Janeiro: Qualitymark, SERASA, 2009.
- CAPELLETTO, Lucio Rodrigues; CORRAR, Luiz João. Índices de risco sistêmico para o setor bancário. *Revista de Contabilidade Financeira*, v. 19, n. 47, p. 6-18, 2008.
- CHAPMAN, Pete; CLINTON, Julian; KERBER, Randy; KHABAZA, Thomas; REINARTZ, Thomas; SHEARER Colin; WIRTH Rüdiger. **CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide**. 2000. Disponível em: <<http://www.the-modeling-agency.com/crisp-dm.pdf>>. Acessado em 29 mar. 2016.

COLLIS, Jill; HUSSEY, Roger. **Pesquisa em administração: um guia prático para alunos de graduação e pós-graduação**. Porto Alegre: Bookman, 2005.

Comitê de Basiléia de Supervisão Bancária. **Guidance on credit risk and accounting for expected credit losses**. Bank for International Settlements, dezembro, 2015.

COSO, **Gerenciamento de Riscos Corporativos: Estrutura Integrada**. Sumário Executivo. 2007. Disponível em [http://www.coso.org/documents/COSO\\_ERM\\_ExecutiveSummary\\_Portuguese.pdf](http://www.coso.org/documents/COSO_ERM_ExecutiveSummary_Portuguese.pdf). Acessado em 01 de novembro, 2016.

CYERT, Richard M.; DAVIDSON, H. Justin; THOMPSON, Gerald L. Estimation of the allowance for doubtful accounts by Markov chains. **Management Science**, v. 8, n. 3, p. 287-303, 1962.

DA SILVA, Luiz Fernando; VIEIRA, Valter Afonso; DA SILVA FAIA, Valter. Fatores determinantes do endividamento e da inadimplência associados à propensão de falência da pessoa física. **Análise—Revista de Administração da PUCRS**, v. 23, n. 3, p. 207-221, 2015.

DEAN, Lukas R.; JOO, So-hyun; GUDMUNSON, Clinton G.; FISCHER, Judith L.; LAMBERT, Nathan. Debt Begets Debt: Examining Negative Credit Card Behaviors and Other Forms of Consumer Debt. **Journal of Financial Service Professionals**, v. 67, n. 2, 2013.

EVANS, David. S.; SCHMALENSEE, Richard. The industrial organization of markets with two-sided platforms. **National Bureau of Economic Research**, 2005.

GETTER, Darryl E. The credit card market: recent trends, funding, cost issues, and repricing practices. Washington D. C. **Congressional Research Service, Library of Congress**, Order Code RL34393. p. 1-14, 2008.

GHODSELAHI, Ahmad. A hybrid support vector machine ensemble model for credit scoring. **International Journal of Computer Applications**, v. 17, n. 5, p. 1-5, 2011.

HAND, David J. Modelling consumer credit risk. **IMA Journal of Management Mathematics**, v. 12, n. 2, p. 139-155, 2001.

JANTSCH, Leonardo; COSER, Tiago; LAZZARI, Robson; VANTI, Adolfo Alberto. Perfil de um potencial cliente inadimplente no cartão de crédito. **I Congresso de Controladoria e Finanças**. São Leopoldo, 2014.

JANTSCH, Leonardo; VANTI, Adolfo Alberto; COBO, Angel; ROCHA, Rocio. Perfil potencial de inadimplência no uso do cartão de crédito: análise de técnica de clusters. **12º CONTECSI - International Conference on Information Systems and Technology Management**. São Paulo, 2015.

JOHNSTON, Wesley. J.; OH, Joon-Hee. Credit lender–borrower relationship in the credit card market—Implications for credit risk management strategy and relationship marketing. **International Business Review**, v. 23, n. 6, p. 1086-1095, 2014.

KAWDE, Sanket; MUKHERJEE, Jaydeep. Citibank India credit cards: strategy for profitable growth. **Richard Ivey School of Business Foundation**, v. 5, n. 22, 2014.

KASPER, George M.; OSEI-BRYSON, Kweku-Muata; SHARMA, Sumana. Evaluation of an integrated knowledge discovery and data mining process model. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 13, p.11335–11348, 2012.

- LEOW, Mindy; CROOK, Jonathan. Intensity models and transition probabilities for credit card loan delinquencies. **European Journal of Operational Research**, v. 236, n. 2, p. 685-694, 2014.
- MYERS, James H.; FORGY, Edward W. The development of numerical credit evaluation systems. **Journal of the American Statistical Association**, v. 58, n. 303, p. 799-806, 1963.
- NICOLS, Christina M.; SHEFRIN, Hersh. Credit card behavior, financial styles, and heuristics. **Journal of Business Research**, v. 67, n. 8, p. 1679-1687, 2014.
- PEFFERS, Ken; TUUNANEN, Tuunanenb; ROTHENBERGER, Marcus A.; CHATTERJEE, Samir. A design science research methodology for information systems research. **Journal of Management Information Systems**, v. 24, n. 3, p. 45-77, 2007.
- POWER, Daniel J. **Decision Support Systems: concepts and resources for managers**. Nova York: Greenwood Publishing Group, 2002.
- RÉGIS, Daniel Evangelista. **Aplicação do Modelo Multi-estado de Markov em Cartões de Crédito**. 2007. Dissertação (Mestrado – Programa de Mestrado Profissional em Economia. Área de concentração: Finanças) – Faculdade Ibmec São Paulo.
- RÉGIS, Daniel Evangelista; ARTES, Rinaldo. Using multi-state markov models to identify credit card risk. **Production**, v. 26, n. 2, p. 330-344, 2016.
- ROCHET, Jean-Charles; TIROLE, Jean. Platform competition in two-sided markets. **Journal of the European Economic Association**, v. 1, n. 4, p. 990-1029, 2003.
- ROMME, A. Georges L. Making a difference: Organization as design. **Organization Science**, v. 14, n. 5, p. 558-573, 2003.
- ROSON, Roberto. Two-Sided Markets: A Tentative Survey. **Review of Network Economics**, v. 4, n. 2, p. 142-160, 2005.
- SANTOS, José Odálio; FAMÁ, Rubens. Avaliação da aplicabilidade de um modelo de credit scoring com variáveis sistêmicas e não-sistêmicas em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas. **Revista Contabilidade & Finanças - USP**, São Paulo, n. 44, p. 105-117, 2007.
- SELAU, Lisiane Priscila Roldão. **Modelagem para concessão de crédito a pessoas físicas em empresas comerciais: da decisão binária para a decisão monetária**. 2012. Tese (Doutorado em Administração)–Programa de Pós-Graduação em Administração, UFRGS, Porto Alegre.
- SMITH, Malcolm. **Research methods in accounting**. Sage, 2015.
- SO, Meko MC; THOMAS, Lyn C. Modelling the profitability of credit cards by Markov decision processes. **European Journal of Operational Research**, v. 212, n. 1, p. 123-130, 2011.
- THOMAS, Lyn C. A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. **International Journal of Forecasting**, v. 16, n. 2, p. 149-172, 2000.
- THOMAS, Lyn C.; EDELMAN, David B.; CROOK, Jonathan N. **Credit scoring and its applications**. Siam, Philadelphia, 2002.

THOMAS, Lyn C.; HO, Joseph; SCHERER, William T. Time will tell: behavioural scoring and the dynamics of consumer credit assessment. **IMA Journal of Management Mathematics**, v. 12, n. 1, p. 89-103, 2001.

THOMPSON, Diana. Risk Management: A brief history. **Journal of Banking Financial Services**, v. 117, n. 3, p. 30-32, 2003.

TREMBLAY, Monica Chiarini; HEVNER, Alan R.; BERNDT, Donald J. Focus groups for artifact refinement and evaluation in design research. **Communications of the Association for Information Systems**, v. 26, p. 1, 2010.

TURBAN, Efraim; ARONSON, Jay E.; KING, Dave; SHARDA, Ramesh. **Business intelligence: um enfoque gerencial para a inteligência do negócio**. Porto Alegre: Bookman, 2009.

SILVA, Alcione Dias; XAVIER, Bruno Missi; COSTA, Helder Gomes; GOMES, Georgia Regina Rodrigues. Mineração de dados aplicada a relação clientes e pagamentos-estudo bibliométrico. **Exatas & Engenharia**, v. 3, n. 5, p. 45-59, 2013.

WALKER, Russell. **Winning with risk management**. World Scientific, vol. 3. Chicago, USA, 2013.

YEH, I-Cheng.; LIEN, Che-Hui. The comparisons of data mining techniques for the predictive accuracy of probability of default of credit card clients. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 2, p. 2473-2480, 2009.

## ANEXO A – TABELAS DE PROBABILIDADE DE TRANSIÇÃO

Período	Geral	1	2	3	4
1	1	0,9599	0,0396	0,0005	-
1	2	0,3390	0,6069	0,0541	-
1	3	0,1416	0,1559	0,0077	0,6948
1	4	-	-	-	1,0000
2	1	0,93	0,06	0,00	0,00
2	2	0,54	0,39	0,03	0,04
2	3	0,19	0,10	0,01	0,70
2	4	-	-	-	1,00
3	1	0,92	0,08	0,00	0,00
3	2	0,65	0,26	0,02	0,06
3	3	0,22	0,07	0,01	0,71
3	4	-	-	-	1,00
4	1	0,91	0,08	0,00	0,00
4	2	0,72	0,19	0,01	0,08
4	3	0,23	0,05	0,00	0,71
4	4	-	-	-	1,00
5	1	0,90	0,09	0,00	0,01
5	2	0,76	0,15	0,01	0,09
5	3	0,24	0,04	0,00	0,71
5	4	-	-	-	1,00
6	1	0,8943	0,0891	0,0052	0,0115
6	2	0,7781	0,1200	0,0083	0,0935
6	3	0,2475	0,0353	0,0024	0,7148
6	4	-	-	-	1,0000
7	1	0,89	0,09	0,01	0,02
7	2	0,79	0,10	0,01	0,10
7	3	0,25	0,03	0,00	0,72
7	4	-	-	-	1,00
8	1	0,89	0,09	0,01	0,02
8	2	0,79	0,10	0,01	0,10
8	3	0,25	0,03	0,00	0,72
8	4	-	-	-	1,00
9	1	0,88	0,09	0,01	0,02
9	2	0,80	0,09	0,01	0,11
9	3	0,25	0,03	0,00	0,72
9	4	-	-	-	1,00
10	1	0,88	0,09	0,01	0,03
10	2	0,79	0,09	0,01	0,11
10	3	0,25	0,03	0,00	0,72
10	4	-	-	-	1,00
11	1	0,87	0,09	0,01	0,03
11	2	0,79	0,09	0,01	0,12
11	3	0,25	0,03	0,00	0,72
11	4	-	-	-	1,00
12	1	0,8703	0,0906	0,0054	0,0337
12	2	0,7913	0,0840	0,0051	0,1196
12	3	0,2494	0,0264	0,0016	0,7227
12	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa.

Período	Geral	1	2	3	4
13	1	0,87	0,09	0,01	0,04
13	2	0,79	0,08	0,00	0,12
13	3	0,25	0,03	0,00	0,72
13	4	-	-	-	1,00
14	1	0,86	0,09	0,01	0,04
14	2	0,79	0,08	0,00	0,13
14	3	0,25	0,03	0,00	0,72
14	4	-	-	-	1,00
15	1	0,86	0,09	0,01	0,04
15	2	0,78	0,08	0,00	0,13
15	3	0,25	0,03	0,00	0,73
15	4	-	-	-	1,00
16	1	0,86	0,09	0,01	0,05
16	2	0,78	0,08	0,00	0,13
16	3	0,25	0,03	0,00	0,73
16	4	-	-	-	1,00
17	1	0,85	0,09	0,01	0,05
17	2	0,78	0,08	0,00	0,14
17	3	0,24	0,03	0,00	0,73
17	4	-	-	-	1,00
18	1	0,85	0,09	0,01	0,06
18	2	0,77	0,08	0,00	0,14
18	3	0,24	0,03	0,00	0,73
18	4	-	-	-	1,00
19	1	0,85	0,09	0,01	0,06
19	2	0,77	0,08	0,00	0,14
19	3	0,24	0,03	0,00	0,73
19	4	-	-	-	1,00
20	1	0,84	0,09	0,01	0,06
20	2	0,77	0,08	0,00	0,15
20	3	0,24	0,03	0,00	0,73
20	4	-	-	-	1,00
21	1	0,84	0,09	0,01	0,07
21	2	0,77	0,08	0,00	0,15
21	3	0,24	0,03	0,00	0,73
21	4	-	-	-	1,00
22	1	0,84	0,09	0,01	0,07
22	2	0,76	0,08	0,00	0,15
22	3	0,24	0,03	0,00	0,73
22	4	-	-	-	1,00
23	1	0,83	0,09	0,01	0,07
23	2	0,76	0,08	0,00	0,16
23	3	0,24	0,02	0,00	0,73
23	4	-	-	-	1,00
24	1	0,8305	0,0866	0,0052	0,0778
24	2	0,7564	0,0788	0,0047	0,1600
24	3	0,2383	0,0248	0,0015	0,7354
24	4	-	-	-	1,0000

Fonte: Dados da pesquisa.

## ANEXO B – SÉRIES HISTÓRICAS BACEN

Mês	4380 - PIB mensal - Valores correntes (R\$ milhões)	24369 - Taxa de desocupação - PNADC %	22024 - Taxa média de juros das operações de crédito com recursos livres - Pessoas físicas - Cartão de crédito total - % a.a.
mar/13	427.409,80	8,00	67,78
abr/13	438.856,80	7,80	67,41
mai/13	439.054,20	7,60	66,57
jun/13	442.857,00	7,40	67,79
jul/13	458.458,90	7,30	67,05
ago/13	452.862,20	7,10	67,57
set/13	438.766,70	6,90	66,84
out/13	466.166,00	6,70	66,81
nov/13	465.693,80	6,50	68,53
dez/13	473.552,50	6,20	64,79
jan/14	455.935,00	6,40	65,61
fev/14	450.358,80	6,80	71,73
mar/14	462.159,80	7,20	72,06
abr/14	468.767,50	7,10	70,84
mai/14	473.347,10	7,00	70,38
jun/14	458.516,50	6,80	71,67
jul/14	481.994,00	6,90	70,82
ago/14	477.052,90	6,90	72,10
set/14	476.520,60	6,80	71,11
out/14	493.304,70	6,60	72,34
nov/14	489.484,40	6,50	74,51
dez/14	499.867,70	6,50	68,36
jan/15	472.880,70	6,80	70,92
fev/15	460.158,10	7,40	78,55

## ANEXO C – PROBABILIDADES DE TRANSIÇÃO DO MODELO GERAL

Mês	Transição do estado 1 para o estado 2	Transição do estado 2 para o estado 3	Transição do estado 2 para o estado 1	Transição do estado 3 para o estado 4	Transição do estado 3 para o estado 2	Transição do estado 3 para o estado 1
30/04/2013	4,41%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
31/05/2013	3,97%	7,69%	54,10%	0,00%	0,00%	0,00%
28/06/2013	4,14%	7,84%	46,60%	61,76%	14,71%	20,59%
31/07/2013	3,74%	7,36%	44,13%	86,05%	4,65%	9,30%
31/08/2013	3,57%	6,48%	39,93%	77,08%	12,50%	10,42%
30/09/2013	4,26%	5,89%	39,77%	85,71%	7,14%	7,14%
31/10/2013	3,54%	4,41%	40,44%	75,56%	8,89%	15,56%
30/11/2013	3,62%	4,38%	35,80%	58,06%	29,03%	12,90%
31/12/2013	3,80%	4,47%	41,50%	64,52%	16,13%	19,35%
31/01/2014	4,03%	6,60%	34,31%	82,35%	14,71%	2,94%
28/02/2014	4,03%	5,77%	34,34%	61,22%	16,33%	22,45%
31/03/2014	4,48%	5,92%	36,05%	66,67%	13,33%	17,78%
30/04/2014	4,51%	4,40%	33,42%	57,69%	25,00%	17,31%
31/05/2014	4,17%	5,72%	32,36%	77,50%	10,00%	12,50%
30/06/2014	4,07%	4,81%	29,23%	51,92%	30,77%	17,31%
31/07/2014	3,62%	3,83%	31,12%	54,55%	27,27%	18,18%
31/08/2014	3,72%	5,68%	27,73%	83,33%	5,56%	8,33%
30/09/2014	3,69%	4,67%	29,29%	58,49%	20,75%	20,75%
31/10/2014	3,78%	4,68%	29,16%	70,45%	13,64%	13,64%
30/11/2014	3,73%	4,45%	26,35%	70,45%	15,91%	13,64%
31/12/2014	3,47%	5,14%	30,02%	71,79%	15,38%	12,82%
31/01/2015	3,63%	5,05%	26,96%	77,78%	14,81%	7,41%
28/02/2015	4,96%	7,01%	30,17%	72,55%	7,84%	13,73%