

**FUNDAÇÃO ESCOLA DE COMÉRCIO ÁLVARES PENTEADO
FECAP**

CENTRO UNIVERSITÁRIO ÁLVARES PENTEADO

MESTRADO PROFISSIONAL EM ADMINISTRAÇÃO

RENATA BARRETO LIMA

**DETERMINANTES DE INADIMPLÊNCIA DE
FINANCIAMENTO IMOBILIÁRIO:
UMA APLICAÇÃO DA MODELAGEM HIERÁRQUICA**

São Paulo

2020

RENATA BARRETO LIMA

**DETERMINANTES DE INADIMPLÊNCIA DE FINANCIAMENTO
IMOBILIÁRIO: UMA APLICAÇÃO DA MODELAGEM
HIERÁRQUICA**

Artigo apresentado ao Programa de Mestrado Profissional em Administração do Centro Universitário Álvares Penteado, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Goulart Serra

São Paulo

2020

FUNDAÇÃO ESCOLA DE COMÉRCIO ÁLVARES PENTEADO - FECAP

CENTRO UNIVERSITÁRIO ÁLVARES PENTEADO

Prof. Dr. Edison Simoni da Silva
Reitor

Prof. Dr. Ronaldo Fróes de Carvalho
Pró-reitor de Graduação

Prof. Dr. Alexandre Sanches Garcia
Pró-reitor de Pós-Graduação

FICHA CATALOGRÁFICA

L732d	<p>Lima, Renata Barreto</p> <p>Determinantes de inadimplência de financiamento imobiliário: uma aplicação da modelagem hierárquica / Renata Barreto Lima. - - São Paulo, 2020.</p> <p>46 f.</p> <p>Orientador: Prof. Dr. Ricardo Goulart Serra</p> <p>Artigo (mestrado) – Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado - FECAP - Centro Universitário Álvares Penteado – Programa de Mestrado Profissional em Administração com Ênfase em Finanças.</p> <p>1. Habitação - financiamento. 2. Administração de crédito. 3. Inadimplência (Finanças). 4. Administração de risco.</p> <p style="text-align: right;">CDD 332.722</p>
-------	--

Bibliotecário responsável: Elba Lopes, CRB- 8/9622

RENATA BARRETO LIMA

**DETERMINANTES DE INADIMPLÊNCIA DE FINANCIAMENTO IMOBILIÁRIO:
UMA APLICAÇÃO DA MODELAGEM HIERÁRQUICA**

Artigo apresentado ao Centro Universitário Álvares Penteado, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Administração.

COMISSÃO JULGADORA:

Prof. Dr. Luiz Paulo Fávero
Universidade de São Paulo – USP

Prof. Dr. Eduardo Pozzi Lucchesi
Instituto de Ensino e Pesquisa – INSPER

Prof. Dr. Ricardo Goulart Serra
Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado – FECAP
Professor Orientador – Presidente da Banca Examinadora

São Paulo, 19 de fevereiro de 2020.

Dedicatória

A Deus, princípio de todo o Saber.

Agradecimentos

Primeiramente e especialmente a Deus, por me fornecer as forças e as demais condições necessárias para seguir em frente e encarar todos os percalços durante o andamento deste trabalho.

Aos meus pais, Fátima e Lima, que sempre me incentivaram, são responsáveis por boa parte da mulher que me tornei e me ensinaram a importância e o valor do estudo.

A minha irmã, Aline, pelo incentivo em horas difíceis.

Ao meu irmão, Alexandre, o qual trilhou boa parte dessa jornada comigo, pelos finais de semana que abdicou para estudarmos juntos, mesmo quando ele não precisava.

Ao meu marido, Rodrigo, parceiro na vida, por me oferecer palavras de incentivo e acreditar em mim, mesmo quando eu mesma duvido e acima de tudo, pelo apoio nas horas difíceis.

A minha equipe de trabalho: César, Jailton, Ricardo, Márcio, Íris e Juliana que vivenciaram parte desse empreendimento e por absorver minhas atividades enquanto me ausentei.

Ao Alexandre Pissolato, pelo reconhecimento e incentivo dados à condução deste trabalho.

Ao Luciano Matarazzo, André Maranhão e Flávio Gonçalves, colegas de trabalho que me ajudaram muito, mesmo não estando fisicamente próximos.

Aos professores Eduardo Pozzi Lucchesi e Luiz Paulo Fávero pelas contribuições dadas que permitiram o enriquecimento deste trabalho.

Ao professor Ricardo Goulart Serra, que me guiou durante este trabalho de maneira assertiva e serena, ajudou nas minhas dificuldades e compreendeu os obstáculos pessoais, os quais eu tive que superar.

Determinantes de Inadimplência de Financiamento Imobiliário: Uma Aplicação da Modelagem Hierárquica

Renata Barreto Lima

Mestre em Administração

E-mail: renatabalima@gmail.com

Resumo

O presente trabalho estudou contratos de financiamento imobiliário de pessoas físicas sob o programa Minha Casa Minha Vida, com abrangência nacional. Ao que tudo indica, este estudo inovou incluindo como variáveis explicativas o valor do financiamento dividido pela renda e a variável proventista. Outra inovação foi a utilização da técnica multinível, tendo indivíduos como primeiro nível e agências como segundo nível, buscando identificar quais os fatores determinantes da inadimplência de operações de financiamento imobiliário e a influência do contexto do indivíduo (agência bancária). Os testes realizados indicam a superioridade do modelo logístico multinível sobre o modelo logístico tradicional, incluindo estudo da área sob a curva ROC, que, no logístico multinível apresentou maior capacidade preditiva comparada ao logístico tradicional. O modelo multinível logístico final identificou que as variáveis “financiamento/renda” e o grau de instrução (indivíduo que tem até o ensino fundamental tem maior probabilidade de inadimplência em relação aos indivíduos com ensino médio) possuem influência positiva na inadimplência. Por outro lado, a idade, os anos de relacionamento com o banco, o fato de ser proventista e o grau de instrução superior (incompleto, completo ou pós-graduação, mestrado e doutorado, com menor probabilidade de inadimplência em relação aos indivíduos com ensino médio) influenciam negativamente a inadimplência. As variáveis sexo (masculino e feminino) e estado civil (solteiro e demais) não se revelaram significativas na amostra analisada. O trabalho também possui teste de robustez, analisando o atraso (caracterizado como atraso superior a 1 dia) ao invés da inadimplência caracterizada pelo atraso superior a 180 dias, mantendo-se os resultados tanto com relação a superioridade do modelo multinível sobre o modelo tradicional, quanto pelas variáveis significativas (com exceção da variável “superior”). Assim, dada a superioridade encontrada nos testes efetuados, recomenda-se a aplicação profissional da modelagem hierárquica nos modelos de análise de crédito imobiliário.

Palavras-chave: Crédito Pessoa Física. Financiamento Imobiliário. Inadimplência Pessoa Física. Modelo Multinível.

Abstract

This paper studied real estate financing contracts for private individuals under the Minha Casa Minha Vida program, with national coverage. Apparently, this study innovated, including as explanatory variables the value of financing divided by income and the variable of receiving salary at the bank account. Another innovation was the use of the multilevel technique, with individuals at the first level and bank branches at the second level, seeking to identify which factors determine the default of real estate financing operations and the influence of the individual's context (bank branch). The conducted tests in this study indicate the superiority of the multilevel logistic model over the traditional logistic model, including a study of the area under the ROC curve, which in the multilevel logistic showed greater predictive capacity compared to traditional logistic. The final multilevel logistical model identified that the variables “financing / income” and the level of education (individuals who have up to elementary school are more likely to default in relation to individuals with high school education) have a positive influence on default. Conversely, age, years of relationship with the bank, the fact of being an employee who receives proceeds and the level of higher education (incomplete, complete or post-graduate, master's and doctorate, with less probability of default in relation to individuals with high school) negatively influence default. The variables sex (male and female) and marital status (single and others) were not significant in the analyzed sample. The work also has a robustness test, analyzing the delay (characterized as a delay of more than 1 day) instead of the default characterized by a delay of more than 180 days, maintaining the results regarding both the superiority of the multilevel model over the traditional model, as for the significant variables (with the exception of the “superior” variable). Therefore, given the superiority found in the tests performed, it is recommended to apply hierarchical modeling in the credit analysis models.

Keywords: Individual Credit. Real Estate Credit. Individual Default. Multilevel Model.

1 Introdução

O problema habitacional do Brasil iniciou-se no século XX com o desenvolvimento manufatureiro-industrial que trouxe concentração de indústrias nos grandes centros urbanos, gerando o êxodo da população em busca de trabalho, que até então vivia nas zonas rurais e em pequenas cidades. Tal fato gerou muitos empregos, no entanto, com baixas remunerações e sem incentivos de políticas públicas, afetou a questão habitacional, que era de responsabilidade do setor privado até a década de 30. Após isso, o governo toma as primeiras medidas tentando

resolver problemas do déficit habitacional com a construção dos primeiros conjuntos habitacionais (Pinto, 2015). Em 1946, foi criada a Fundação da Casa Popular (FCP) a fim de incentivar empreendimentos urbanos e habitacionais que não gerou os resultados esperados, pois dependia exclusivamente de recursos da União.

O financiamento imobiliário brasileiro só passou a ter maior atenção a partir de 1964, com a criação do Sistema Financeiro da Habitação (SFH), sendo o principal instrumento de captação de recursos para habitação (via Cadernetas de Poupança e o Fundo de Garantia por Tempo de Serviço – FGTS), possibilitando a correção monetária dos ativos e passivos que garantiam a remuneração dos aplicadores. Também foi criado o Banco Nacional de Habitação (BNH) – órgão central que orientava e disciplinava o sistema no país (Brollo, 2004), extinto em 1986, tendo suas atribuições foram atribuídas ao Banco Central do Brasil, à Caixa Econômica Federal e ao Ministério da Fazenda).

Em 1967, foi criado o Fundo de Compensação de Variações Salariais (FCVS) a fim de tentar equilibrar os descasamentos entre os reajustes dos salários e das prestações. Em 1969, deu-se a criação do Coeficiente de Equiparação Salarial (CES) com o objetivo de liquidar resíduos das diferenças entre os reajustes das prestações (anuais) e dos saldos devedores (trimestrais). Durante a década de 70, com cenário macroeconômico favorável, o sistema se manteve em crescimento, chegando ao seu auge em 1980 com 627 mil unidades habitacionais financiadas, número impressionante frente às 8 mil unidades em 1964 (Brollo, 2004).

No entanto, as fragilidades do sistema começaram a surgir. Devido à natureza pró-cíclica do sistema (bom funcionamento quando a economia vai bem), ficaram evidentes as falhas do modelo a partir da recessão da década de 80, conhecida como a “década perdida”, marcada por queda do poder aquisitivo, elevação das taxas de juros e a alta na inadimplência do SFH, tornando o FCVS insuficiente para conciliar os descompassos entre ativos e passivos do sistema, gerando um rombo bilionário. Além disso, boa parte da crise do SFH pode ser atribuída ao excesso de intervenções estatais como as sucessivas alterações nas regras de correção de termos contratuais, ações do judiciário no intuito de proteger os mutuários, em detrimento dos credores, limitando o funcionamento do mercado (Fundação Getúlio Vargas, 2007). Após 1986, o SFH teve algumas retomadas, porém ficou marcado pela sua instabilidade.

Em 1997, devido ao esvaziamento do SFH, buscaram-se mecanismos para reformar o modelo de financiamento habitacional tendo como principal medida a criação do Sistema de Financiamento Imobiliário (SFI), com captação de recursos do mercado sem *funding* cativo ou taxas de juros determinadas. As graves crises externas e problemas econômicos internos evidenciaram que o mercado secundário não foi capaz de desenvolver-se a ponto de atingir seu

propósito. O sistema obteve mais êxito nos financiamentos de edificações comerciais (Pinto, 2015).

No ano de 2007, foi lançado o Programa de Aceleração do Crescimento (PAC) com o objetivo de retomar as grandes obras de infraestrutura no país, inclusive urbana e social. Com a crise global de 2008, o governo federal injetou R\$ 35 bilhões na habitação, como medida de combate à crise. Em 2009, o governo criou o Programa Minha Casa Minha Vida (PMCMV), incentivando a expansão imobiliária até 2014 (Pinto, 2015). Após esse ano, com nova crise interna no país, devido ao cenário de recessão, o total de financiamentos volta a cair.

De acordo com a Fundação João Pinheiro (2018), para o ano de 2015 foi estimado déficit habitacional no Brasil de 6,355 milhões de domicílios, correspondente a 9,3% do estoque de domicílios particulares permanentes e dos considerados “improvisados” (imóveis comerciais, barcos, cavernas, carcaças de veículos, moradias embaixo de pontes e viadutos) do país. Isto equivale dizer que para cada família que tivesse moradia, seria necessário que o estoque de habitações fosse 9,3% maior do que o observado. Os valores dos imóveis geralmente são muito altos, o que acaba impossibilitando sua aquisição à vista, aliados ainda ao “ônus excessivo com aluguel urbano”, definido pela Fundação como o dispêndio superior a 30% da renda familiar com aluguel. Uma alternativa seria a aquisição de imóvel por meio de financiamento imobiliário.

No entanto, apesar das sucessivas quedas na taxa básica de juros da economia – Selic – desde outubro/2016 (Banco Central do Brasil, 2019), as taxas de juros para financiamento de imóveis para pessoas físicas permanecem altas para o público em geral. Um dos argumentos das instituições financeiras para a manutenção do patamar elevado de taxas de juros é que se faz necessário constituir provisões para mutuários que se tornarão inadimplentes (PCLD – provisão para créditos de liquidação duvidosa). Assim as taxas de juros remuneram não somente o capital emprestado, como também pagam eventuais inadimplências da carteira. Além disso, o financiamento imobiliário tem o risco do prazo que pode chegar a 30 anos.

É de interesse das instituições financeiras prover recursos para clientes desde que estes retornem seus capitais investidos na data pactuada, podendo assim, prover tais recursos a novos demandantes. Ainda que financiamentos imobiliários tenham o imóvel financiado como garantia, não é de interesse da instituição arcar com os custos relativos à retomada da garantia e sua posterior venda (já que estes não podem permanecer nos balanços patrimoniais dos bancos), nem perder o relacionamento com os seus clientes.

Para os mutuários (pessoas físicas que recebem o crédito e se responsabilizam pelo seu pagamento a instituição financeira), o valor final do imóvel, a possibilidade de não conseguir

honrar seus compromissos e perdê-lo, bem como o custo dos juros pagos até o momento do inadimplemento são questões impactantes para as suas vidas e de suas famílias.

O trabalho justifica-se devido a importância da busca de modelos que permitam a diminuição do risco das operações e, conseqüentemente, a possibilidade de operar com juros menores e maior disponibilidade de crédito, tanto para as instituições financeiras quanto para as famílias e a sociedade. O financiamento imobiliário, além de sua importância social, tem grande relevância para o desenvolvimento da economia. Assim, este trabalho espera contribuir com melhores métricas na análise permitindo maior acurácia, retorno dos capitais envolvidos e suas conseqüências como redução dos índices de déficit habitacional e estímulo a esse setor da economia.

O objetivo geral deste trabalho é identificar (i) os fatores determinantes da inadimplência de operações de financiamento imobiliário e (ii) a influência do contexto do indivíduo (agência bancária). Neste contexto, há dois níveis de análise: (a) o nível do indivíduo e (b) o seu contexto (agência). Portanto, os objetivos específicos são: (1) Identificar quais as características dos indivíduos que explicam a probabilidade de inadimplência dos indivíduos nos financiamentos imobiliários. (2) Verificar se estas mesmas características explicam a probabilidade de inadimplência de indivíduos de diferentes agências. (3) Verificar se a variabilidade da probabilidade de inadimplência dos financiamentos imobiliários entre indivíduos de agências distintas é significativa.

2 Referencial Teórico

2.1 Crédito

A palavra crédito tem diversos significados dependendo do contexto na qual é inserida. Em sentido específico, crédito consiste na entrega de um valor presente mediante promessa de pagamento futuro. Para uma instituição, que tem a intermediação financeira como sua principal atividade, o crédito consiste em disponibilizar ao cliente (tomador de recursos) um determinado valor sob a forma de empréstimo ou financiamento, mediante a promessa de pagamento em data futura (Silva, 2016).

Para Securato (2007, p.17), o termo crédito determina uma “relação de confiança entre duas (ou mais) partes numa determinada operação”. Assim, tendo em vista essa relação de confiança, pode-se dizer que uma operação de crédito envolve a expectativa do recebimento de um valor por uma das partes, em um determinado período de tempo (Brito & Assaf, 2008).

De acordo com Ferreira, Celso e Barbosa (2012), o crédito constitui elemento indispensável no desenvolvimento econômico e ocupa um papel de destaque em uma economia

capitalista, viabilizando aos empresários os recursos necessários a aquisição das forças produtivas necessárias para a produção de bens e serviços, configurando-se como mecanismo indispensável para a dinâmica capitalista.

Do ponto de vista do consumidor, a contratação do crédito está relacionada com fatores como aquisição de bens de consumo duráveis, pagamentos de dívidas com taxa de juros mais altas, pagamentos de dívidas em atraso, questões relacionadas a saúde, educação e lazer. (Lopes, Ciribeli, Massardi, & Mendes, 2017).

Para o mercado de crédito existem três figuras: o tomador, o ofertante (Instituição Financeiras – IFs) e os órgãos reguladores (Banco Central do Brasil – BACEN, por exemplo).

Segundo Silva (2016), o banco tem a função de emprestar dinheiro ou financiar bens a seus clientes por meio da intermediação financeira, tendo em vista que os recursos disponibilizados para as operações de crédito são captados através de seus clientes depositantes. Uma das ações fundamentais para um banco (ou qualquer outra instituição financeira ou não-financeira) que tenha como objetivo conceder crédito é a avaliação de risco de crédito.

2.2 Risco de crédito

O risco de crédito é a probabilidade de que o retorno de capital não seja realizado conforme o esperado (Caouette, Altman, Narayanan, & Nimmo, 2009).

De acordo com Brito e Assaf (2008), a mensuração do risco de crédito é o processo pelo qual a instituição financeira quantifica sua probabilidade de perdas, caso os fluxos de caixa esperados, ou seja, os pagamentos das operações de crédito, não se confirmem. Os autores ainda afirmam que os modelos de risco de crédito são compostos por ferramentas e aplicações voltadas a mensuração do risco dos tomadores, tanto em transações individuais como de toda a carteira de crédito.

De acordo com Silva (2016), a análise de risco de crédito de pessoas físicas passa pela observação dos chamados Cs do Crédito (detalhado no item 2.4 a seguir), podendo ser feita tanto por critério julgamental quanto por processos estatísticos. A análise julgamental conta com critérios subjetivos estando subordinada a experiência do analista ou gestor do crédito. O processo estatístico possibilita ampliar a gama de análises, diminuindo seu custo. Um dos principais métodos estatísticos utilizado é o modelo conhecido como *credit scoring*.

2.3 Credit scoring

O *credit scoring* pode ser definido como o processo de atribuição de pontos às variáveis de decisão mediante técnicas estatísticas (Amorim & Carmona, 2004). Na aplicação voltada a

peças físicas, Securato (2007) propõe a compilação e a comparação dos dados constantes na ficha cadastral com parâmetros quantitativos e qualitativos estabelecidos previamente. Assim, os dados obtidos dos clientes são confrontados com os parâmetros a que se referem e pontuados. Tais parâmetros utilizados para a concessão de crédito à pessoa física se norteiam nos chamados Cs do Crédito.

Em seu trabalho de 2002, Guimarães e Chaves declaram que o meio de controle do risco mais utilizado é o sistema de pontuação (escore). Tal sistema avalia as características de um cliente, atribuindo um determinado valor a cada característica e, a seguir, os dados obtidos são usados na elaboração de um escore que será utilizado como parâmetro para a decisão de conceder (ou não) o crédito, a partir de um ponto de corte.

O ponto de corte é o valor limite que define a classificação do candidato ao crédito como bom ou mau pagador. O estabelecimento de ponto de corte se dá a fim de encontrar a quantidade de maus pagadores probabilisticamente aceitos que causariam um prejuízo menor ao lucro gerado pelos bons pagadores (Crespi, Perera, & Kerr, 2017).

Os modelos de classificação são geralmente desenvolvidos com as seguintes técnicas estatísticas: regressão linear múltipla, análise discriminante, programação linear, algoritmo genético, análise de sobrevivência, árvore de decisão, redes neurais e regressão logística, com a finalidade de tentar identificar os fatores determinantes da inadimplência (Locatelli, Ramalho, Silvério, & Afonso, 2015).

2.4 Cs do crédito

Os parâmetros básicos para guiar a concessão do crédito, tanto a pessoas físicas quanto jurídicas, se baseiam nos chamados Cs do Crédito, que segundo Silva (2016) são: caráter, capacidade, capital, colateral e condições. Securato (2007) descreveu-os, adaptando sua aplicação para pessoas físicas: caráter – fundamental na análise, indica a intenção do devedor em cumprir com o que foi previamente acordado. O credor pode pautar-se com informações cadastrais obtidas de outras instituições ou empresas especializadas neste tipo de informação, como Serasa e SCPC; capacidade – diretamente relacionada a renda do indivíduo; capital – patrimônio pessoal do solicitante; colateral – garantias que o solicitante coloca à disposição do credor. As garantias usuais são o aval ou a fiança (garantias fidejussórias), podendo ser incluídas também garantias reais, especialmente em casos de bens financiados; condições – fatores macro ou microeconômicos que influenciam na concessão do crédito.

Para que um modelo possa ser eficaz, não basta somente possuir um grande banco de dados, mas também que ele esteja constantemente atualizado (Guimarães & Chaves, 2002).

2.5 Financiamento imobiliário

O financiamento imobiliário é um tipo de crédito destinado ao financiamento da construção, reforma ou aquisição de um imóvel. Muito importante para o desenvolvimento da economia, o financiamento imobiliário ainda possui mecanismos tradicionais e qualquer mudança desses mecanismos pode demorar décadas até se consolidarem (Shiller, 2014). Estudiosos como Shiller (Case & Shiller, 1990; Shiller, 2009, 2014) se debruçam sobre as especificidades deste mercado, que muitas vezes não obedecem a lógica de eficiência dos demais mercados, considerando seu aspecto mais focado nas necessidades dos indivíduos.

Stiglitz e Weiss (1981) pesquisam acerca da possibilidade de racionamento de crédito tendo em vista a assimetria de informações e os possíveis efeitos das taxas de juros tanto no comportamento dos credores quanto dos devedores.

Diversos atores estão envolvidos com o processo de financiamento imobiliário no país: Instituições Financeiras, Companhias Securitizadoras, Banco Central, Federação Internacional das Profissões Imobiliárias (Fiabci), Associação Brasileira de Entidades de Crédito Imobiliário e Poupança (Abecip), Associação Brasileira das Entidades de Crédito Habitacional (Abech), Câmara Brasileira da Indústria da Construção (CBIC), Instituto de Registro Imobiliário do Brasil (Irib), investidores institucionais e consultores independentes.

Os principais sistemas de financiamento imobiliário são o Sistema Financeiro de Habitação (SFH) e o Sistema de Financiamento Imobiliário (SFI), tendo com modalidades os financiamentos visando a aquisição, construção, reforma, ampliação, produção de imóveis e compra de material de construção. Neste trabalho, o foco será voltado ao financiamento para pessoas físicas para aquisição de imóvel. A seguir, serão abordados alguns conceitos e características específicos para este mercado.

2.5.1 *Funding*

O *funding* se refere aos recursos necessários que são captados para posterior aplicação em operação de crédito.

No caso do mercado imobiliário, o *funding* pode advir de: fundos fiscais com origem em arrecadação fiscal, ou seja, poupança do setor público (como o Fundo de Amparo ao Trabalhador – FAT, através do recolhimento do PIS pelas empresas); fundos para fiscais, com origem no recolhimento compulsório, sem integrar propriedade do governo (como o Fundo de Garantia por Tempo de Serviço – FGTS, recolhido pelas empresas para contas específicas de seus funcionários); recursos privados, como depósitos captados diretamente por bancos comerciais perante o público sujeitos ao direcionamento do governo (Torres Filho, 2006); ou

ainda os obtidos pelo mercado de capitais, como os Certificados de Recebíveis Imobiliários (CRI).

O SFH é estruturado com dois *fundings* principais – o FGTS e os depósitos de poupança das entidades integrantes do Sistema Brasileiro de Poupança e Empréstimo (SBPE). O SFI não tem dependência de *funding* direto ou de direcionamento obrigatório e procura captar fundos junto ao mercado de capitais em mercado secundário de títulos de créditos e recebíveis imobiliários (Royer, 2011), incluindo os Certificados de Recebíveis Imobiliários (CRI) e Cédulas de Crédito Imobiliário (CCI). Em ambos os sistemas também podem ser utilizados recursos captados de outras fontes como Letras de Crédito Imobiliário (LCI), Letras Hipotecárias (LH) e Letras Imobiliárias Garantidas (LIG).

Para o programa habitacional Minha Casa Minha Vida, servem como *funding* o Fundo de Arrendamento Residencial (FAR), o Fundo de Desenvolvimento Social (FDS) e recursos do Orçamento Geral da União para as famílias contempladas na faixa 1, funcionando basicamente como transferência de recursos via subsídio federal. As demais faixas são enquadradas como financiamento com recursos oriundos do FGTS (Moro, Flores, Reis, & Weise, 2016).

O Conselho Monetário Nacional (CMN) obriga o direcionamento de recursos dos poupadores para o financiamento rural e imobiliário, inclusive especificando taxas de juros a fim de estimular determinados setores da economia, gerando um *funding*. Tal direcionamento é conhecido como Mapa 4.

2.5.1.1 Sistema Brasileiro de Poupança e Empréstimo (SBPE)

O SBPE é formado pela reunião das cadernetas de Poupança, sendo o principal *funding* para financiamento imobiliário do país. A Caderneta de Poupança é um contrato de depósito bastante conhecido da população em geral, marcada pela sua facilidade de aplicação. Os recursos captados por intermédio das cadernetas são aplicados pelos agentes financeiros, devendo obedecer ao estabelecido pelo Conselho Monetário Nacional (Mapa 4).

2.5.1.1.1 Mapa 4

A Resolução 4.676 do Bacen (Banco Central do Brasil, 2018) dispõe sobre o direcionamento de recursos captados em depósitos de poupança pelas entidades integrantes do SBPE, que devem ser aplicados de acordo com os seguintes percentuais:

- I. 65%, no mínimo, em operações de financiamento imobiliário (sendo 80% desses financiamentos no SFH);
- II. 20% em encaixe obrigatório no Banco Central do Brasil;

- III. 15% podem ser direcionados a outras operações admitidas nos termos da legislação e da regulamentação vigente.

Tal comprovação deve ser feita ao Banco Central por meio do Mapa 4 – demonstrativo de direcionamento dos recursos captados em depósitos de poupança pelas entidades integrantes do SBPE, com as orientações constantes na Carta Circular Bacen 3.914/2018.

2.5.1.2 Fundo de Garantia por Tempo de Serviço (FGTS)

O FGTS, instituído em 1966, atualmente é regido pela Lei nº 8.036/1990 e gerido pela Caixa Econômica Federal (CEF). É formado pelo depósito mensal realizado pelas empresas em contas vinculadas em nome de seus empregados, com valor correspondente a 8% da remuneração do empregado. Os recursos do FGTS são remunerados a uma taxa fixa de 3% a.a. somado a correção da taxa referencial (TR).

2.5.1.3 Fundo de Arrendamento Residencial (FAR) e Fundo de Desenvolvimento Social (FDS)

Fundo de Arrendamento Residencial é um fundo de natureza privada, gerido pela CEF com duração indeterminada e é qualquer modelo que leve em consideração a existência de mais de um nível de análise regido pela Lei 10.188/2001 com o objetivo de arrecadar fundos para os Programa de Arrendamento Residencial (PAR) e Programa Minha Casa Minha Vida (Faixa 1). Os recursos são oriundos do Orçamento Geral da União (OGU).

O Fundo de Desenvolvimento Social (Lei 8.677/1993) visa financiar projetos de investimentos na área de habitação popular, além das áreas de saneamento, infraestrutura e equipamentos comunitários, desde que vinculadas a programas de habitação. Seus recursos também são provenientes do OGU.

2.5.1.4 Certificado de Recebíveis Imobiliários (CRI)

Foi criado em 1997, pela Lei 9.514/1997, mesma lei que instituiu o Sistema Financeiro da Habitação (SFI), para servir como instrumento de captação de recursos para o sistema, e definido no artigo 6º como “*título de crédito nominativo, de livre negociação, lastreado em créditos imobiliários e que constitui promessa de pagamento em dinheiro*” sendo emitidos exclusivamente pelas Companhias Securitizadoras.

2.5.1.5 Cédulas de Crédito Imobiliário (CCI)

Instituídas pela Lei 10.931/2004 (art. 18), são títulos executivos extrajudiciais emitidos pelos credores imobiliários. As CCIs podem ser integrais (quando representa a totalidade do

crédito) ou fracionárias (representando parte delas, limitado a 100% do seu valor total). Não se tratam de valores mobiliários, mas títulos emitidos a fim de facilitar as transações para o financiamento imobiliário. As companhias securitizadoras, por exemplo, compram CCIs e as utilizam como lastro para a emissão no mercado secundário de CRI, que são valores mobiliários de fato (Fortuna, 2015).

2.5.1.6 Cédula Hipotecária (CH)

Título que caracteriza uma promessa de pagamento com garantia real de hipoteca com origem de contratos com esse tipo de garantia, não podendo ter prazo de resgate diferente do prazo da dívida hipotecária. A averbação da hipoteca deve ser feita no Registro Geral de Imóveis sob pena de que o título não tenha validade. Pode ser emitida por bancos de investimento, bancos de desenvolvimento, bancos múltiplos (desde que possua pelo menos uma dessas carteiras) e pela CEF.

2.5.1.7 Letras Hipotecárias

Tratam-se de títulos de renda fixa lastreados por créditos imobiliários garantidos por primeira hipoteca, emitidos por instituições financeiras que fazem concessão de crédito com esta garantia (Sociedades de Crédito Imobiliário, os bancos múltiplos com carteira de crédito imobiliário e a Caixa Econômica Federal), com recursos do SFH (Fortuna, 2015). Contudo, considerando o instituto de alienação fiduciária e sua preferência pelas instituições que operam o financiamento imobiliário, esse tipo de título não vem sendo muito utilizado.

2.5.1.8 Letras Imobiliárias (LI)

Foram criadas pela Lei 4.380/1964 (art.44) a fim de serem emitidas por sociedades de crédito imobiliário, caixas econômicas e bancos múltiplos com carteira de crédito imobiliário. Possuem preferência sobre demais ativos em relação a quaisquer outros créditos, mesmo fiscais e parafiscais (Fortuna, 2015).

2.5.1.9 Letras Imobiliárias Garantidas (LIG)

Criadas pela Lei 13.097/2015 (art.63) são títulos executivos extrajudiciais de crédito nominativo, transferível e de livre negociação, garantidas por Carteira de Ativos submetida ao regime fiduciário (carteira apartada dos demais ativos da instituição), devendo a emissora responder pelo adimplemento das obrigações decorrentes destes títulos, independentemente da suficiência da carteira de ativos, emitidas por instituições financeiras exclusivamente sob a

forma escritural, com registro em depositário central autorizado pelo Banco Central (Fortuna, 2015).

2.5.1.10 Letras de Crédito Imobiliário (LCI)

Criadas pela Lei 10.931/2004 (art. 12), são títulos de crédito emitidos por bancos comerciais, bancos múltiplos com carteira de crédito imobiliário, Caixa Econômica Federal, sociedades de crédito imobiliário, associações de poupança e empréstimo, companhias hipotecárias e instituições expressamente autorizadas pelo Bacen. Podem ser lastreadas por créditos imobiliários garantidos tanto pela hipoteca quanto pela alienação fiduciária de um imóvel. As LCIs podem ser garantidas por um (ou mais) crédito(s) imobiliário(s) desde que seu prazo de vencimento não seja superior ao prazo de quaisquer dos créditos imobiliários que lhe sirvam de lastro (Fortuna, 2015).

2.5.1.11 Debêntures

As debêntures são título para captação de recursos, emitidos por sociedades anônimas não financeiras (sociedades de arrendamento mercantil e companhias hipotecárias autorizadas), de capital aberto ou fechado, podendo ter ou não garantias do ativo do emissor que as lança no mercado para obter recursos de médio e longo prazo. Garante ao comprador uma remuneração fixa em um prazo determinado, não dando direito de participação nos bens ou lucros da empresa (Fortuna, 2015)

2.5.1.12 Cédulas de Crédito Bancário (CCB)

Instituídas pela Lei 10.931/2004 (art. 26), tratam-se de títulos de crédito que representam promessa de pagamento em dinheiro, decorrente de operações de crédito em qualquer modalidade. Podem ser emitidas com ou sem garantia (real ou fidejussória) e podem ser pactuadas todas as suas características, tais como juros, critérios de sua incidência, capitalização, entre outros (Marques, 2014) (Fortuna, 2015).

2.5.1.13 Fundos de Investimentos Imobiliários (FII)

Criados a fim de facilitar o acesso aos pequenos e médios investidores em ativos imobiliários, podem investir em ativos relacionados à área imobiliária (bens imóveis propriamente ditos, direitos reais a eles relacionados, CRIs, LCIs, LHs, Fundos de Investimentos em Participações (FIP) ligados à área, fundos de ações do setor da construção civil e mercado imobiliário) (Fortuna, 2015).

2.5.1.14 Fundos de Investimentos em Direitos Creditórios (FIDC)

Criados como instrumentos de captação de recursos no mercado de capitais, com aplicação de recursos em carteiras formadas em direitos creditórios vinculados a imóveis e debêntures (Fortuna, 2015).

2.5.2 Loan to Value (LTV)

O *Loan to Value* é a relação entre o valor total da dívida e o valor do imóvel, ou seja, a relação do valor financiado com o valor do imóvel que servirá como garantia ao financiamento. Esta relação é importante pois operações que possuem menores LTV reduzem a exigência de capital das instituições financeiras uma vez que quanto menor o índice obtido, menor é a dívida face o valor do imóvel. Desse modo a instituição detentora do crédito dispõe de maior segurança considerando a maior probabilidade de recuperação do saldo da dívida com a venda do imóvel recuperado (Moraes, 2008). É importante ressaltar que os níveis de inadimplência dos financiamentos imobiliários são superiores no início da vigência do contrato, momento em que o valor do LTV é maior (Vedrossi, 2002).

2.5.3 Debt to Income (DTI)

O indicador *Debt To Income (DTI)* se refere à fórmula que relaciona o valor entre a prestação do financiamento e a renda do tomador, podendo ser considerado como um índice de solvência do tomador na qual quanto menor a relação encontrada, maior a probabilidade de solvência do contrato (Moraes, 2008).

Tanto para a análise de financiamento imobiliário quanto para análise de uma carteira de recebíveis de crédito, geralmente é combinado a outros indicadores como o LTV, valor máximo da dívida ou tipo de imóvel (Vedrossi, 2002).

2.5.4 BNDU (Bens Não de Uso Próprio)

Segundo definição do Banco Central, os Bens Não de Uso Próprio são os bens de propriedade da instituição, não utilizados no desempenho da sua atividade, incluindo aqueles recebidos em dação de pagamento, ou seja, incluem os imóveis com reintegração de posse requerida pela instituição financeira detentora de contratos de financiamento inadimplentes. Tais imóveis criam um problema para os Bancos já que não podem permanecer registrados como seu patrimônio e ainda pelo ônus financeiro devido a manutenção, condomínio, Imposto Predial Territorial Urbano (IPTU), despesas com a revenda e ainda Impostos pela Transmissão de Bens Imóveis (ITBI).

As instituições têm prazo de um ano para se desfazer desses imóveis, podendo ser prorrogado por duas vezes, com autorização do Banco Central. Se nesse tempo o bem não for alienado, os bancos têm até 60 dias para providenciar um leilão, sob aviso prévio do Banco Central.

2.5.5 Sistema Financeiro da Habitação - SFH

O Sistema Financeiro da Habitação foi criado em 1964, pela Lei 4.380, que também instituiu a correção monetária dos créditos e débitos e a criação do Banco Nacional da Habitação. Como já mencionado, suas principais fontes de captação de recursos são o FGTS e as cadernetas de poupança das instituições financeiras do SBPE com percentual mínimo de 65% do saldo médio dos depósitos destinado ao financiamento habitacional (80% para operações do SFH e o restante para operações a taxas de mercado) (Brollo, 2004).

O sistema é regulamentado pelo Governo Federal que estabelece parâmetros para o financiamento imobiliário como o valor do imóvel avaliado em, no máximo R\$ 1.500.000 e custo efetivo da operação máximo de 12% a.a. Atualmente o Conselho Monetário Nacional não estabelece prazo máximo para operações com recursos captados em depósitos de poupança, ficando a cargo das instituições financeiras o seu estabelecimento.

2.5.6 Sistema de Financiamento Imobiliário - SFI

O SFI foi criado em 1997, a partir da Lei nº 9.514, baseado no mercado de crédito americano, como resposta a busca de modelos para reforma do modelo de financiamento habitacional no país após fracasso de SFH em cenário macroeconômico desfavorável. O modelo pressupõe a integração imobiliária com o mercado de capitais, viabilizando o mercado secundário de títulos. Trata-se de sistema com menor regulamentação e, conseqüentemente, com menos restrições. Sua criação estabeleceu ainda a alienação fiduciária de bens imóveis, a criação de companhias securitizadoras de créditos imobiliários, o Certificado de Recebíveis Imobiliários (CRI) e o Patrimônio de Afetação (Moraes, 2008).

As operações de financiamento neste sistema são efetuadas de forma livre pelas entidades autorizadas – caixas econômicas, bancos comerciais, bancos de investimento, bancos com carteira de crédito imobiliário, sociedades de crédito imobiliário, associações de poupança e empréstimo e companhias hipotecárias (Associação Brasileira das Entidades de Crédito Imobiliário e Poupança - Abecip, n.d.). Assim, não há intervenções do governo com relação a estabelecimento de valores máximo do imóvel a ser financiado, de taxas de juros, ou de

percentuais máximos de financiamento, com contratos que são mais atrativos para as instituições originadoras (Moraes, 2008).

2.5.6.1 Alienação fiduciária de bens imóveis

A alienação fiduciária de bens imóveis, instituída pela Lei 9.514 e aperfeiçoada pela Lei 10.931/2004, tornou-se um grande estímulo à concessão de crédito por garantir celeridade na recuperação do imóvel em caso de inadimplência. Assim, a propriedade do imóvel é do credor até a quitação do financiamento, permitindo ao devedor a posse direta do bem. O processo de retomada do bem é extrajudicial: o banco comunica o cartório de registro de imóveis no qual o imóvel está inscrito e este comunica ao devedor o prazo para quitação de suas obrigações. Caso vencido o prazo, o banco efetua o pagamento do ITBI (Imposto de Transferência sobre Bens Imóveis) e envia para o cartório que efetua a transferência do bem. O banco então pode realizar leilão público para reaver o capital emprestado (Fortuna, 2015).

2.5.6.2 Securitização de Créditos Imobiliários

Em inglês, a palavra “*securities*” pode ser traduzida como “valores mobiliários”, assim “*securitization*” pode ser entendido como criar ou utilizar valores mobiliários (Moraes, 2008). Logo, a securitização de créditos imobiliários pode ser entendida como a transformação de recebíveis de médio e longo prazo em títulos que possam ser negociados no mercado de capitais, permitindo que incorporadoras, construtoras imobiliárias e instituições financeiras detentoras de crédito possam reestabelecer seu capital de giro e realizar novos investimentos (Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiros e de Capitais, 2015). Pode-se dizer que a securitização substitui o financiamento por créditos bancários pela colocação direta de títulos no mercado mobiliário.

2.5.6.3 Patrimônio de Afetação

O Patrimônio de Afetação para os empreendimentos imobiliários foi criado com o objetivo de individualizar cada um dos empreendimentos dentro do patrimônio total do incorporador, passando a constituir como garantia específica apenas de seus compradores, deixando de figurar como garantia do incorporador. Assim, os recursos de uma obra não podem ser utilizados em outra nem servir de recursos da empresa responsável pelo empreendimento. Outro recurso que permite tal segregação é a constituição de Sociedade de Propósito Específico (SPE), criada para uma determinada incorporação e encerrada após a entrega das chaves (Fortuna, 2015).

2.5.7 Programa Minha Casa Minha Vida

O Programa Minha Casa Minha Vida é um programa habitacional criado pelo Governo Federal em 2009 por meio da Lei 11.977, a fim de incentivar o crescimento econômico do país após a crise global desencadeada pelos Estados Unidos no ano anterior. O programa criou mecanismos de incentivo à produção, à aquisição de imóveis novos e reforma de imóveis rurais para habitação, tendo como meta inicial a construção de um milhão de novas unidades habitacionais. Em 2011, foi lançada a segunda fase do programa por meio da Lei 12.424, com construção de mais dois milhões de novas moradias. O foco do programa são famílias de baixa renda, tendo parte subsidiada pelo Governo Federal, sendo necessário o cumprimento de alguns requisitos para participar do programa. É operacionalizado pela Caixa Econômica Federal.

Está dividido em dois subprogramas: o Programa Nacional da Habitação Rural e Programa Nacional da Habitação Urbana, este último se subdivide em quatro faixas de renda contempladas: Faixa 1 – Famílias com renda de até R\$ 1.800,00: Até 90% de subsídio do valor do imóvel. Pago em até 120 prestações mensais de, no máximo, R\$ 270,00, sem juros; Faixa 1,5 – Famílias com renda de até R\$ 2.600,00: taxas de juros de 5% a.a., prazo de até 30 anos e subsídios de até R\$ 47.500 mil; Faixa 2 – Famílias com renda de até R\$ 4.000,00: taxas de juros de 6% a.a. a 7% a.a. e subsídios de até R\$ 29.000; Faixa 3 – Famílias com renda de até R\$ 9.000,00: taxas de juros de 8,16% a.a. (Ministério do Desenvolvimento Regional, 2016).

2.5.8 Saldo e Inadimplência da Carteira de Financiamento imobiliário

De acordo com o Banco Central do Brasil, em novembro de 2019 o saldo da carteira de crédito com recursos direcionados a pessoas físicas por meio de financiamento imobiliário com taxas reguladas foi de R\$ 569.593 milhões (conforme série 20611 do Bacen), uma expressiva elevação comparada ao valor de R\$ 79.094 milhões em janeiro de 2010.

O Banco Central do Brasil também acompanha a inadimplência da carteira de crédito cujos recursos tenham sido regulamentados pelo Conselho Monetário Nacional (CMN) ou vinculados a recursos orçamentários, medidos a partir de pelo menos uma parcela com atraso superior a 90 dias. Essa medida de inadimplência se refere aos financiamentos com destinação específica, vinculados à comprovação da aplicação dos recursos voltados para a produção e investimento de médio e longo prazo, tendo como fonte de recursos parte das captações de depósitos à vista, de caderneta de poupança e fundos e programas públicos. Obtido a partir da série 21151, denominada “Inadimplência da carteira de crédito com recursos direcionados - Pessoas físicas - Financiamento imobiliário total” cujo gráfico pode ser visto na Figura 1, tem início em março/2011 e final em novembro/2019 e é expressa em unidades percentuais (%).

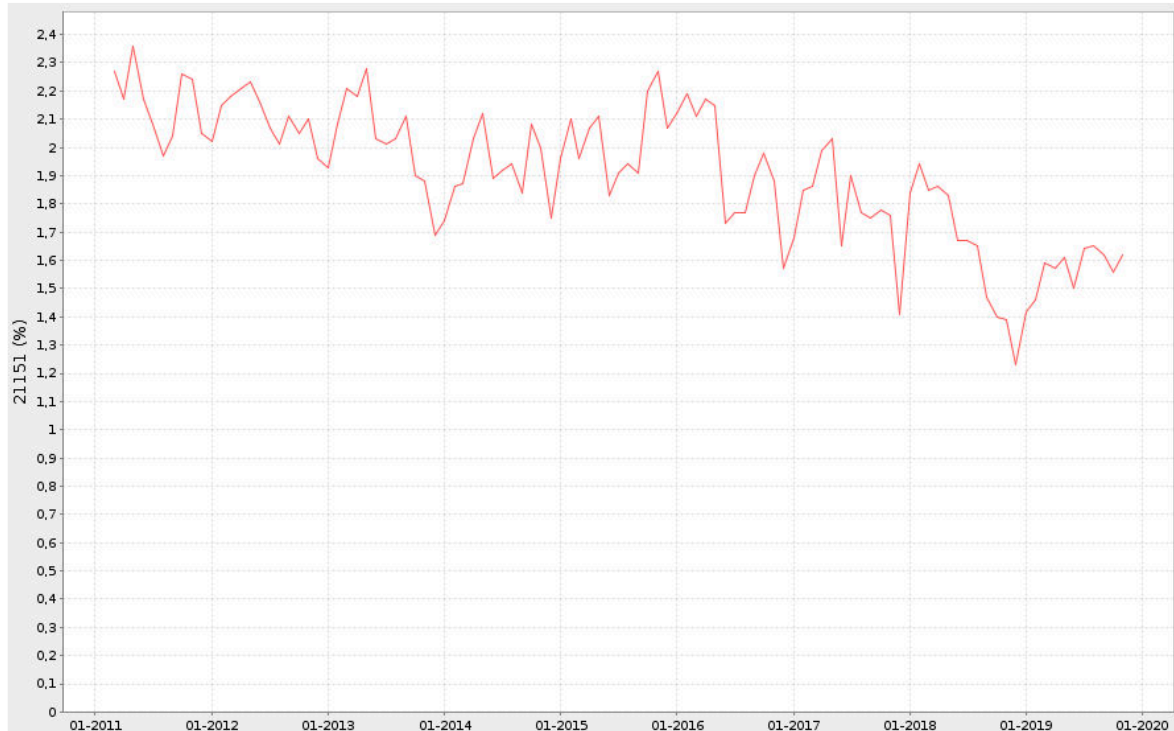


Figura 1. Inadimplência da carteira de crédito com recursos direcionados – Pessoas físicas – Financiamento imobiliário Total.

Fonte: Recuperado de Banco Central do Brasil - Departamento de Estatísticas (2019)

Verifica-se que a tendência de queda da inadimplência ao longo dos últimos anos, muito embora possua alguma volatilidade ao longo do período.

2.6 Trabalhos anteriormente realizados

Foram realizados diversos estudos e pesquisas, tanto nacionais quanto internacionais, a respeito de modelos de análise de crédito. A maior parte dos estudos são voltados a análise de empresas, por meio de seus indicadores econômico-financeiros. No exterior, destacam-se os estudos realizados por FitzPatrick (1932), Smith e Winakor (1935), Merwin (1942), Tamari (1966), Altman (1968), Backer e Gosman (1978), Topa (1979) e Beaver (2010). No Brasil, os estudos de Elizabetsky (1976), Kanitz (1978), Matias (1978) e Silva (1982) figuram entre os mais importantes (Silva, 2016).

No entanto, comparativamente a estudos de empresas, existem poucos trabalhos a respeito de análise de risco de crédito de pessoas físicas. Neste trabalho foram analisadas diversas pesquisas a fim de entender quais variáveis foram utilizadas para estudo, conforme a Tabela 1:

Tabela 1
Variáveis utilizadas em estudos de análise de risco de crédito de pessoas físicas

Variáveis Independentes	Albuquerque, Medina e Silva (2017)	Amorim e Carmona (2004)	Ferreira et al. (2012)	Ferreira, Oliveira, Santos e Abrantes (2011)	Gouvêa, Gonçalves e Mantovani (2013)	Guimarães e Chaves (2002)	Jannuzzi (2010)	Locatelli et al. (2015)	Lopes et al. (2017)	Maciel e Maciel (2017)	Ritta, Gorla e Hein (2015)	Sousa, Petri e Anjos (2018)	Contagem
Idade	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	12
Renda	x		x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	11
Estado Civil			x	x	x	x		x	x	x	x	x	9
Gr. de Instrução /Escolaridade	x	x	x	x		x		x		x	x	x	9
Sexo /Genero				x	x	x		x	x	x	x	x	8
Tempo de Relac. Bancário	x		x	x				x	x	x			6
Valor Financiado					x		x	x			x		5
Endereço Residencial/CEP	x	x			x	x	x						5
n° parcelas / prazo	x						x		x		x		4
Valor das Parcelas					x		x		x		x		4
Tipo de Ocupação		x		x	x					x			4
Restrição (interna e externa)		x		x								x	3
Capacidade de Pagamento								x		x	x		3
Tempo de residência				x	x	x							3
Tipo de Empréstimo					x				x		x		3
Tipo de Residência						x					x	x	3
n° dependentes											x	x	2
Tempo na ocupação atual					x	x							2

A tabela 1 apresenta as variáveis utilizadas nos trabalhos realizados no Brasil, em ordem decrescente de utilização (das variáveis mais utilizadas para as menos utilizadas), sendo incluídas as variáveis verificadas em pelo menos 02 trabalhos. Pode-se verificar que os cinco parâmetros mais utilizados são relacionados diretamente a dados socioeconômicos do mutuário (idade, renda, estado civil, grau de instrução/escolaridade e sexo/gênero). Deve-se ponderar também a facilidade na concessão de acesso aos dados pelos pesquisadores, como por exemplo o de Amorim e Carmona (2004) que não pode obter os dados de renda.

Alguns estudos não se limitam a pesquisar os indicadores e seu peso na determinação de inadimplência de clientes, testando a mesma base em modelos estatísticos diferentes, como os trabalhos de Amorim e Carmona (2004) comparando regressão logística a análise discriminante, de Gouvêa et al. (2013) por sua vez testando regressão logística a modelos neurais e Guimarães e Chaves (2002) que avaliaram a função discriminante linear de Fisher frente a regressão logística.

No Brasil, o mais próximo a esse trabalho é o estudo de Albuquerque et al. (2017), no qual utilizam modelo de regressão logística geograficamente ponderada, que demonstra que as variáveis têm diferentes medições dependendo do local no qual está sendo avaliada. No entanto, não há avaliações em multinível e a base se refere a operações de Crédito Direto ao Consumidor (CDC) e não a financiamentos imobiliários.

No exterior, foi verificada a tese de Khudnitskaya (2010), cujo principal objetivo foi desenvolver um *scorecard* de crédito a partir do modelo multinível tendo como base operações de cartões de crédito de indivíduos (nível 1) dentro do que ela chama de microambientes (nível 2). O microambiente é definido como um agrupamento com características em comum relativas a condições econômicas e demográficas em suas áreas de residência, mas não necessariamente de ordem geográfica. Metodologia

2.7 Dados e amostra

O universo estudado é a carteira de financiamento imobiliário de pessoas físicas contratados sob o programa Minha Casa Minha Vida de uma instituição financeira de abrangência nacional de operações vigentes em 30 de setembro de 2019, totalizando uma população de 255.926 contratos. A amostra foi fornecida pela instituição financeira em planilha Excel®, tendo sido obtida de maneira aleatória, garantindo-se a taxa mínima de ocorrência de 2% por Estado (e Distrito Federal) de operações com “atraso” (a partir de 01 dia), operações em “*default*” (atraso superior a 180 dias) e operações sem atraso, resultando em 5.125

observações. As variáveis são em *cross section* divididos entre dados socioeconômicos e da operação de crédito.

As variáveis referentes às pessoas são: renda, idade, sexo, estado civil, grau de instrução e tempo de relacionamento com o banco, caracterizado pela data de início da conta-corrente. As referentes às operações de financiamento são valor financiado e indicativo de inadimplência (variável dependente “*default*” para atraso superior a 180 dias como objeto principal deste trabalho e a variável “atraso” para análise de robustez, indicando atraso de pelo menos 01 dia). A tabela 2 sumariza as variáveis utilizadas no trabalho.

Tabela 2
Descrição das Variáveis

Tipo	Variável	Especificação
Dependente	<i>Default</i>	- sem atraso ou inferior a 180 dias - atraso superior 180 dias
	Atrasado (teste robustez)	- sem atraso - em atraso a partir de 01 dia
	Renda	valor da renda mensal em Reais (R\$)
	Idade	data de nascimento (em anos completos)
	Sexo	- masculino - feminino
Socioeconômicos dos mutuários	Estado civil	- solteiro(a) - demais*
	Grau de Instrução	- analfabeto e ensino fundamental - ensino médio - ensino superior**
	Início relacionamento	Data de início de conta corrente (em anos completos). - Não
	Proventista	- Sim
Do financiamento	Valor Financiado	Valor total do financiamento em Reais (R\$)
	Agência	Número de identificação - segmento 1 - segmento 2 - segmento 3 - segmento 4
Dados do local de contratação	Segmentação do cliente	- segmento 1 - segmento 2 - segmento 3 - segmento 4
	Estado	UF da agência de contratação

Nota. * inclui casados, viúvos, separado e divorciados. ** inclui superior em andamento, superior completo, pós-graduação, mestrado, doutorado.

A amostra foi analisada para verificação de possíveis ausências e/ou divergências. Na análise, foram excluídas: 09 observações considerando a ausência de dados no campo “Data de início de relacionamento”; 02 observações que possuía renda mensal cadastrada no valor “R\$ 0,01” e 01 observação com informação divergente aos códigos fornecidos para os campos “Estado Civil” e “Grau Instrução”, não sendo possível auferir o código correto. Assim, da amostra inicial restaram 5.113 observações válidas.

Os dados foram obtidos de uma instituição financeira que concordou em fornecer a amostra contanto que fosse mantida a confidencialidade tanto da instituição como dados dos

contratos. Assim, os dados não possuem qualquer tipo de identificador dos indivíduos, contratos ou qualquer outro item que pudesse permitir alguma possibilidade de identificação. A amostra foi então importada para o software estatístico Stata®.

A partir da planilha obtida, foi criada a variável “financ/renda” referente a relação entre o valor do financiamento dividido pela renda mensal como métrica de identificar o peso do financiamento perante a renda mensal do cliente, entendendo-se não fazer sentido o indicador “renda” individualmente para análise de inadimplência e sim relacionando-o a algum parâmetro, neste caso, o financiamento. Ressalta-se algumas características específicas da amostra como o fato de que o valor de financiamento representa um dado do passado (no momento da contratação) e a renda do cliente representa um dado atualizado (considerando-se a necessidade de atualização do cadastro dos clientes). O objetivo da criação da variável é refletir a situação da dívida perante a renda mensal do cliente, podendo ser considerada como um parâmetro simplificado de capacidade de pagamento.

Também foram construídas *dummies* para o sexo (feminino = 1), estado civil (“demais” excluindo solteiros = 1), grau de instrução (neste caso com 2 *dummies*: analfabeto e ensino fundamental = 1; ensino superior incompleto, superior completo, pós-graduação, mestrado e doutorado = 1; sendo o ensino médio a formação base), proventista (sim = 1) e para segmentação de relacionamento do cliente (segmentos 3 e 4 = 1).

Considerando os trabalhos pesquisados, verificou-se que a regressão logística foi o instrumento que melhor auferiu a previsibilidade de acerto em comparação com outras técnicas estatísticas (Guimarães & Chaves, 2002).

Dada a existência de características multinível das variáveis, com a especificação em dois níveis, sendo o primeiro nível o indivíduo e o segundo a agência de contratação da operação, a metodologia utilizada neste trabalho será um modelo logístico multinível, tendo como variável dependente a *dummy* “default”, (ver Tabela 02). Por meio desta técnica será possível testar as seguintes hipóteses: Hipótese I: há variabilidade significativa da probabilidade de inadimplência dos indivíduos de uma mesma agência (H-I, variabilidade entre indivíduos); Hipótese II: há variabilidade significativa da probabilidade de inadimplência dos indivíduos de diferentes agências (H-II, variabilidade entre agências); Hipótese III: há características dos indivíduos que explicam a variabilidade da probabilidade de inadimplência de indivíduos de uma mesma agência (H-III, características dos indivíduos explicam diferenças entre indivíduos); Hipótese IV: há características dos indivíduos que explicam a variabilidade da probabilidade de inadimplência de indivíduos de diferentes agências (H-IV, características dos indivíduos explicam diferenças entre agências);

2.8 Modelo de regressão logística binária

Conforme relatado por Ritta, Gorla e Hein (2015), a regressão logística é muito utilizada para modelagem de análise de risco de crédito (*credit scoring*), considerando a característica de estimação de probabilidade de classificação prévia dos clientes como adimplentes e inadimplentes.

O modelo de regressão logística binária geralmente é utilizado quando o fenômeno estudado possui a forma qualitativa, que mede a probabilidade de ocorrência do evento de interesse, representado por uma variável *dummy*. Difere da regressão estimada pelo método de mínimos quadrados, que analisa variáveis dependentes de maneira quantitativa (Fávero & Belfiore, 2017).

No modelo logístico, a probabilidade de ocorrência de um evento é dada por:

$$p_i = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} \quad (\text{Equação 3.2.1})$$

E conseqüentemente, a probabilidade de ocorrência do não evento é dada por:

$$1 - p_i = \frac{1}{1+e^{Z_i}} \quad (\text{Equação 3.2.2})$$

Em que Z (logito) é dado por:

$$Z_i = \alpha + \beta_1 \cdot X_{1i} + \beta_2 \cdot X_{2i} + \dots + \beta_k \cdot X_{ki}, \text{ onde}$$

α é a constante, β_j ($j = 1, 2, \dots, k$) são os parâmetros estimados para as variáveis explicativas, X_{ji} são as j variáveis explicativas, para cada observação i da amostra. Ressalta-se que Z não é a variável dependente, representada por Y . Esta função tem como objetivo definir a probabilidade p_i de ocorrência do evento em função do logito Z , conforme equação 3.2.1.

2.9 Modelo multinível ou hierárquico (linear e não linear)

O modelo multinível, também conhecido como modelo hierárquico, tem sido muito utilizado em pesquisas mais recentes, considerando que diversos dados, geralmente estão agrupados (ou aninhados) em um contexto, chamado de grupo. De acordo com Khudnitskaya (2010, p. 3), a estrutura de dados aninhada ou estrutura hierárquica é típica em ciências sociais e economia comportamental, dando como exemplos o campo educacional - alunos aninhados em escolas ou classes e o organizacional - com empregados aninhados em empresas ou empresas aninhadas em setores.

De acordo com Serra (2011, p. 57), “modelo multinível é qualquer modelo que leve em consideração a existência de mais de um nível de análise”.

No caso de dois níveis e modelos multiníveis lineares, a estimativa é realizada a partir de dois modelos simultâneos. A equação do primeiro nível é:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} \times I_{1ij} + \beta_{2j} \times I_{2ij} + \beta_{3j} \times I_{3ij} + r_{ij} \quad (\text{Equação 3.3.1})$$

em que Y_{ij} é a variável de desempenho do indivíduo i , pertencente ao grupo j , I_{nij} são as n características do indivíduo i do grupo j (no exemplo, $n=3$) e β_{nj} são os coeficientes estimados separadamente para cada grupo j e r_{ij} é o termo de erro.

Para a estimação do segundo nível, temos as seguintes equações:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01} \times G_{1j} + \gamma_{02} \times G_{2j} + u_{0j} \quad (\text{Equação 3.3.2})$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11} \times G_{1j} + \gamma_{12} \times G_{2j} + u_{1j} \quad (\text{Equação 3.3.3})$$

$$\beta_{2j} = \gamma_{20} + \gamma_{21} \times G_{1j} + \gamma_{22} \times G_{2j} + u_{2j} \quad (\text{Equação 3.3.4})$$

$$\beta_{3j} = \gamma_{30} + \gamma_{31} \times G_{1j} + \gamma_{32} \times G_{2j} + u_{3j} \quad (\text{Equação 3.3.5})$$

Para cada coeficiente β estimado anteriormente pela equação 3.3.1, têm-se as respectivas equações de segundo nível. Neste exemplo, com 3 características individuais (I_1 a I_3) e 2 características do grupo (G_1 e G_2), os parâmetros γ_{00} a γ_{32} são os coeficientes de segundo nível, G_{1j} e G_{2j} são as características do grupo j e u_j é o seu termo de erro.

De acordo com Fávero e Belfiore (2017, p. 856), a principal vantagem dos modelos multinível sobre os modelos tradicionais de regressão estimados, como por exemplo o MQO (mínimos quadrados ordinários), é a possibilidade de considerar o aninhamento natural dos dados, permitindo assim que sejam “identificadas e analisadas as heterogeneidades individuais e entre grupos a que pertencem estes indivíduos, tornando possível a especificação de componentes aleatórios em cada nível de análise.”

No caso do modelo logístico multinível, os conceitos acima apresentados, para modelos lineares, aplicam-se para a estimação do logito (Z).

2.9.1 Aninhamento

Estruturas aninhadas de dados são identificadas quando determinadas variáveis apresentam variações entre unidades distintas representadas por grupos, mas não entre observações de um mesmo grupo (Fávero & Belfiore, 2017). No presente trabalho, são 5.113 indivíduos (nível 1) pertencentes a 1.448 agências (nível 2).

3 Resultados

3.1 Estatísticas descritivas

A Tabela 3 apresenta a matriz de correlação entre as variáveis:

Tabela 3
Matriz de Correlação

	<i>default</i>	<i>atrasado</i>	<i>idade</i>	<i>anos relacionamento</i>	<i>segmento</i>	<i>sexo</i>	<i>estado civil</i>	<i>fundamental</i>	<i>superior</i>	<i>proventista</i>	<i>financiamento</i>	<i>renda</i>
Atrasado	0,2967 (0,0000)											
Idade	-0,0517 (0,0002)	-0,0638 (0,0000)										
Anos relacionamento	-0,0665 (0,0000)	-0,1300 (0,0000)	0,3402 (0,0000)									
Segmento	-0,0556 (0,0001)	-0,1532 (0,0000)	0,0550 (0,0001)	0,1849 (0,0000)								
Sexo	-0,0029 (0,8349)	0,0175 (0,2110)	0,0019 (0,8905)	-0,0267 (0,0564)	-0,0652 (0,0000)							
Estado civil	-0,0255 (0,0685)	-0,0472 (0,0007)	0,3309 (0,0000)	0,1404 (0,0000)	0,0622 (0,0000)	-0,0926 (0,0000)						
Fundamental	0,0228 (0,1037)	0,0399 (0,0044)	0,2096 (0,0000)	0,0475 (0,0007)	-0,0844 (0,0000)	-0,0717 (0,0000)	0,0571 (0,0000)					
Superior	-0,0314 (0,0247)	-0,0138 (0,3241)	-0,1440 (0,0000)	0,0164 (0,2414)	0,0333 (0,0172)	0,0483 (0,0005)	-0,0672 (0,0000)	-0,0946 (0,0000)				
Proventista	-0,0779 (0,0000)	-0,1776 (0,0000)	0,0564 (0,0001)	0,1973 (0,0000)	0,3267 (0,0000)	0,0052 (0,7111)	0,0436 (0,0018)	-0,0227 (0,1039)	0,0432 (0,0020)			
Financiamento	-0,0357 (0,0108)	-0,0652 (0,0000)	-0,1029 (0,0000)	0,0070 (0,6165)	0,1955 (0,0000)	-0,0273 (0,0510)	0,0064 (0,6468)	-0,1465 (0,0000)	0,0338 (0,0155)	0,0235 (0,0932)		
Renda	-0,0750 (0,0000)	-0,1697 (0,0000)	0,0418 (0,0028)	0,2088 (0,0000)	0,7006 (0,0000)	-0,1173 (0,0000)	0,0810 (0,0000)	-0,0941 (0,0000)	0,0524 (0,0002)	0,3072 (0,0000)	0,2347 (0,0000)	
Financ/renda	0,0618 (0,0000)	0,1460 (0,0000)	-0,0707 (0,0000)	-0,1693 (0,0000)	-0,4125 (0,0000)	0,1304 (0,0000)	-0,0588 (0,0000)	0,0285 (0,0414)	-0,0247 (0,0770)	-0,2650 (0,0000)	0,1736 (0,0000)	-0,6579 (0,0000)

Nota. Significância entre parênteses.

Analisando a Tabela 3, ao se comparar as correlações com a variável dependente “*default*”, verifica-se os menores valores relativos às variáveis “sexo” (-0,0029) e “estado civil” (-0,0255), negativamente correlacionadas e “fundamental” (0,0228), positivamente correlacionada. As variáveis “proventista” (-0,0779), “renda” (-0,0750), “anos relacionamento” (-0,0665), “segmento” (-0,0556), e “idade” (-0,0517) possuem as maiores correlações negativas com “*default*” podendo-se inferir, de forma preliminar e univariada, que tais variáveis diminuem a probabilidade de inadimplência. Por outro lado, a maior correlação positiva é referente a variável “financ/renda” (0,0618).

As correlações relacionadas a variável dependente “atrasado” estão em linha comparativamente a variável “*default*”, com exceção da variável “sexo”, que inverte de sinal; porém, é não significativa nos dois casos (“atrasado” e “*default*”).

Tal como mencionado anteriormente, foi criada a variável “financ/renda” tendo em vista que a renda mensal e o valor do financiamento, por si só, não poderiam ser considerados parâmetros para fins de análise de inadimplência pois, uma renda elevada só pode ser considerada um aspecto positivo se o financiamento for compatível a este nível de renda. Na matriz de correlação, é interessante observar a correlação negativa entre a variável explicativa “financiamento” e a dependente “*default*” na qual quanto maior o financiamento, menor seria a probabilidade de inadimplência; causando estranheza. A renda, por sua vez, tem o comportamento esperado, ou seja, a elevação da renda diminui a probabilidade de inadimplência. A variável “financ/renda”, entretanto, possui correlação positiva, em linha com o esperado.

A variável “idade” possui algumas correlações com outras variáveis explicativas consideradas esperadas: com “anos de relacionamento” e “estado civil”, considerando que os anos de relacionamento tendem a ser maiores quanto maior a idade do cliente e os clientes mais velhos tendem a estar classificados com situação diferente de solteiro.

Pode-se destacar a alta correlação da variável “segmento” com a variável “renda”, com significância, o que faz sentido uma vez que, geralmente a renda é um dos parâmetros utilizados pelas instituições financeiras para segmentação do cliente, dentre outros. Também possui correlação relevante com as variáveis “proventista” e “financ/renda”. Considerando as correlações da variável “segmento” com as demais, optou-se por não utilizar esta variável para fins de modelagem.

A Tabela 4 apresenta a estatística descritiva das variáveis discretas:

Tabela 4
Estatísticas descritivas – Variáveis discretas

Variável	Especificação	Frequência	(%)
Default	- sem atraso, ou inferior a 180 dias	4.954	96,89
	- atraso superior 180 dias	159	3,11
Atrasado	- sem atraso	3.747	73,28
	- em atraso (a partir de 01 dia)	1.366	26,72
Sexo	- masculino	2.724	53,28
	- feminino	2.389	46,72
Estado civil	- Solteiro(a)	3.625	70,90
	- Casado(a)	1.020	19,95
	- Viúvo(a)	44	0,86
	- Separado(a)	52	1,02
	- Divorciado(a)	372	7,28
Grau de instrução	- analfabeto	02	0,04
	- ensino fundamental	483	9,45
	- ensino médio	3.396	66,42
	- superior em andamento	374	7,31
	- superior completo	830	16,23
	- pós-graduado	23	0,45
	- mestrado	02	0,04
Proventista	- não	4.195	82,05
	- sim	918	17,95
Segmentação do cliente	- segmento 1	26	0,51
	- segmento 2	586	11,46
	- segmento 3	1.863	36,44
	- segmento 4	2.368	51,59

A Tabela 5 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis contínuas:

Tabela 5
Estatísticas descritivas – Variáveis contínuas

Variável	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
financiamento	91.052,32	91.040,00	19.927,84	18.665,84	198.842,70
renda	2.257,79	1.800,00	1.552,95	400,00	22.616,33
idade	35,10	33,00	8,98	19	79
anos relacionamento	7,64	6,00	4,92	0	33
financ /renda	51,57	48,65	24,84	0,998	253,247

Os indivíduos estão distribuídos em 1.448 agências, algumas das quais com grande concentração (as três agências com maior número de observações representam 3,93%; 3,03% e 2,97% do total, ante o valor esperado abaixo de 0,1%, equivalente a 1/1.448). Tal concentração reforça a necessidade da utilização de modelo multinível, pois, do contrário, pode-se inflacionar eventuais influências da agência (e suas características) na análise, ao atribuí-las aos indivíduos.

3.2 Modelo multinível

3.2.1 Modelo multinível nulo

Com o modelo nulo, objetiva-se: (i) verificar a pertinência da modelagem multinível e (ii) identificar a origem da variabilidade, nos níveis de análise. As análises, apresentadas na Tabela 6, indicam que o modelo logístico multinível é preferencial ao modelo logístico tradicional (Teste LR é significativo a 0,000) e pode-se observar que 18,8% da variância é devido a influência das agências (sendo o complemento referente a parcela da variância devido a influência dos indivíduos).

Tabela 6

Modelo Multinível Nulo – variável *default*

Coefficiente	Erro Padrão	z	P-valor
-3,9069	0,18355	-21,29	0,000
Efeitos Aleatórios	Estimativa 0,763226		Erro Padrão 0,32244
Teste LR	Valor 16,02		p-valor 0,000

Segundo Fávero e Belfiore (2017, p. 928), o termo de erro independente tem variância igual a $\pi^2/3$, portanto, a correlação intraclasse foi calculada por meio da Equação 4.2.1.

$$rho = \frac{\tau_{00}}{\tau_{00} + \frac{\pi^2}{3}} = \frac{0,763226}{0,763226 + \frac{\pi^2}{3}} = 0,188 \quad (\text{Equação 4.2.1})$$

Os resultados apresentados corroboram as hipóteses H-I (variabilidade entre indivíduos) e H-II (variabilidade entre agências), tendo em vista que a variância pode ser decomposta em duas parcelas significativas: a parcela oriunda do nível do indivíduo e a parcela oriunda do nível da agência. O teste LR (*likelihood-ratio*) corrobora a superioridade do modelo logístico multinível comparativamente ao modelo logístico tradicional, reforçando o que já havia sido constatado sobre H-II (significância de 0,000).

3.2.2 Modelo multinível: final

O modelo a seguir contempla todas as variáveis disponibilizadas no nível do indivíduo, incluindo seu contrato de financiamento, com exceção das variáveis “segmento”, “financiamento” e “renda” pelos motivos já explicitados no item 4.1.

Dado que não foram disponibilizadas, pela instituição financeira, as características específicas das agências e que os testes indicaram não haver aleatoriedade significativa dos coeficientes angulares, o modelo final é como o apresentado na Tabela 7:

Tabela 7
Modelo Multinível Final – variável *default*

Variável	Todas as variáveis				Com variáveis significantes			
	Coef.	Erro Padrão	z	P-valor	Coef.	Erro Padrão	z	P-valor
Constante	-2,4924	0,4367	-5,71	0,000	-2,5087	0,4316	-5,81	0,000
Idade	-0,0317	0,0115	-2,76	0,006	-0,0322	0,0110	-2,92	0,003
Anos relacionamento	-0,0584	0,0227	-2,57	0,010	-0,0583	0,0227	-2,57	0,010
Fundamental	0,4856	0,2558	1,90	0,058	0,4974	0,2545	1,95	0,051
Superior	-0,9011	0,4684	-1,92	0,054	-0,9081	0,4682	-1,94	0,052
Financ/renda	0,0072	0,0032	2,26	0,024	0,0070	0,0032	2,21	0,027
Proventista	-2,5247	0,7174	-3,52	0,000	-2,5291	0,7173	-3,53	0,000
Sexo	-0,0766	0,1695	-0,45	0,651				
Estado civil	-0,0263	0,2085	-0,13	0,899				
Efeitos Aleatórios	Estimativa	Erro Padrão			Estimativa	Erro Padrão		
	0,4944758	0,2781978			0,4955965	0,2777592		
Teste LR	valor	p-valor			valor	p-valor		
	8,42	0,0019			8,50	0,0018		

As variáveis dos indivíduos positivamente significativas, ou seja, que aumentariam a probabilidade de *default* são:

- fundamental (grau de instrução): ter grau de instrução menor do que o ensino médio, foi entendida como plausível considerando o fato de que mais anos de educação pode elevar a capacidade do indivíduo fazer melhores escolhas tanto para elevar sua renda quanto para gerir melhor as suas despesas; e
- a relação de financ/renda, que mostra que quanto maior a relação do financiamento sobre a renda mensal, maior a probabilidade de *default*. Também faz sentido uma vez que esse indicador está diretamente relacionado a capacidade de pagamento do cliente. Os demais autores não optaram pela variável relativizada como no presente trabalho.

As variáveis do indivíduo negativamente significativas, ou seja, que diminuiriam a probabilidade de *default* são:

Idade: quanto maior a idade, menor a probabilidade de *default*, provavelmente indicando maior nível de responsabilidade ou de propensão ao risco. Ferreira et al. (2012) e Gouvêa et al. (2013) relatam o mesmo resultado. Já Locatelli et al. (2015) e Maciel e Maciel (2017) obtiveram resultado oposto. Jannuzzi (2010) encontrou que a variável possuía efeito negativo até os 35 anos de idade quando comparado a idosos e efeito positivo em idades intermediárias quando comparadas às mais avançadas.

- anos relacionamento: plausível tendo em vista que quanto maior o tempo de relacionamento com a instituição financeira, maior o comprometimento em manter suas operações em dia por consideração, posse de outros serviços, dentre outros. O

resultado é compartilhado por Lopes et al. (2017), Maciel e Maciel (2017), contrariando o achado por Ferreira et al. (2011), Locatelli et al. (2015) e Ferreira et al. (2012);

- b) superior (grau de instrução): considerando pelo menos o andamento de curso em nível superior. O trabalho de Locatelli et al. (2015) surpreendeu ao encontrar resultado oposto do verificado no presente trabalho e dos achados de Ferreira et al. (2011), Ferreira et al. (2012), Maciel e Maciel (2017) e Sousa et al. (2018);
- c) proventista: receber o salário na instituição financeira minimiza a probabilidade de *default*, visto que a parcela pode ser paga com os recursos que caem diretamente na conta, não há esquecimento com relação a transferência de recursos, etc. Os demais autores anteriormente não investigaram essa variável.

As variáveis “sexo” e “estado civil” não foram significantes, sendo excluídas do modelo final. A variável “sexo” também não obteve significância em Ferreira et al. (2012), Lopes et al. (2017), Maciel e Maciel (2017) e Ritta et al. (2015) e o “estado civil” não teve significância para Ferreira et al. (2011) e Sousa et al. (2018).

Já os trabalhos de Ferreira et al. (2011), Gouvêa et al. (2013), Jannuzzi (2010), Locatelli et al. (2015) e Sousa et al. (2018) encontraram maior probabilidade de *default* para indivíduos do sexo masculino.

Para o “estado civil”, o estudo de Gouvêa et al. (2013) diz que o fato de ser solteiro eleva a probabilidade de inadimplência, contrariando os achados de Locatelli et al. (2015), Ferreira et al. (2012), Lopes et al. (2017), Jannuzzi (2010), Maciel e Maciel (2017) e Ritta et al. (2015), que encontraram que ser casado (ou em alguns casos, diferente da situação de solteiro) elevam a probabilidade de inadimplência.

Considerando que existem variáveis dos indivíduos que possuem significância, a hipótese H-III (características dos indivíduos explicam diferenças entre indivíduos) também foi confirmada. Com relação a hipótese H-IV (características dos indivíduos que explicam diferenças entre agências), os testes indicaram não haver aleatoriedade nos coeficientes angulares (sem significâncias estatísticas).

3.3 Modelo logístico tradicional

A Tabela 8 apresenta os coeficientes do modelo logístico tradicional, que desconsidera o aspecto aninhado dos dados:

Tabela 8
Modelo Logístico Tradicional – variável *default*

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	z	P-valor
Constante	-2,2428	0,3996	-5,61	0,000
Idade	-0,0315	0,0108	-2,91	0,004
Anos relacionamento	-0,0584	0,0223	-2,62	0,009
Fundamental	0,5024	0,2472	2,03	0,042
Superior	-0,9729	0,4622	-2,11	0,035
Financ/renda	0,0074	0,0030	2,46	0,014
Proventista	-2,5653	0,7156	-3,59	0,000

As variáveis significativas no modelo tradicional, identificadas por meio do procedimento *stepwise*, são as mesmas apresentadas no modelo multinível, ou seja, as variáveis "estado civil" e "sexo" foram descartadas, por não terem significância estatística na explicação da probabilidade de *default* dos indivíduos.

Para confirmar o resultado do teste LR, que indica a superioridade do modelo multinível logístico sobre o modelo logístico tradicional, observa-se que o *log likelihood* (LL) do modelo multinível é -660,3774 comparativamente a -664,6281 do modelo tradicional.

3.4 Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*)

Segundo Fávero e Belfiore (2017), a curva ROC é amplamente utilizada em modelos de gestão de risco de crédito e de probabilidade de *default*. Ela traz o comportamento do *trade-off* entre especificidade e sensibilidade.

A especificidade diz respeito ao percentual de acerto de um determinado evento, considerando as observações que não são evento, dado um determinado *cutoff*. Já a sensibilidade corresponde a taxa de acerto de determinado evento, a partir de um *cutoff*, considerando apenas as observações que realmente são evento. O *cutoff*, por sua vez, é um ponto de corte definido pelo pesquisador (ou a critério de uma organização) a fim de que sejam classificadas as observações em função de suas probabilidades calculadas (Fávero & Belfiore, 2017).

De acordo com Khudnitskaya (2010), nas aplicações para instituições financeiras de varejo, a curva ROC mostra o *trade-off* entre os benefícios obtidos pelo credor ao classificar corretamente os inadimplentes e os custos ao classificar incorretamente os não-inadimplentes.

Seguindo o realizado por Khudnitskaya (2010), neste trabalho também será utilizada a curva ROC para confirmar a precisão preditiva dos modelos de pontuação estimados a partir da área delimitada, não tendo a pretensão de determinar valores de *cutoff*.

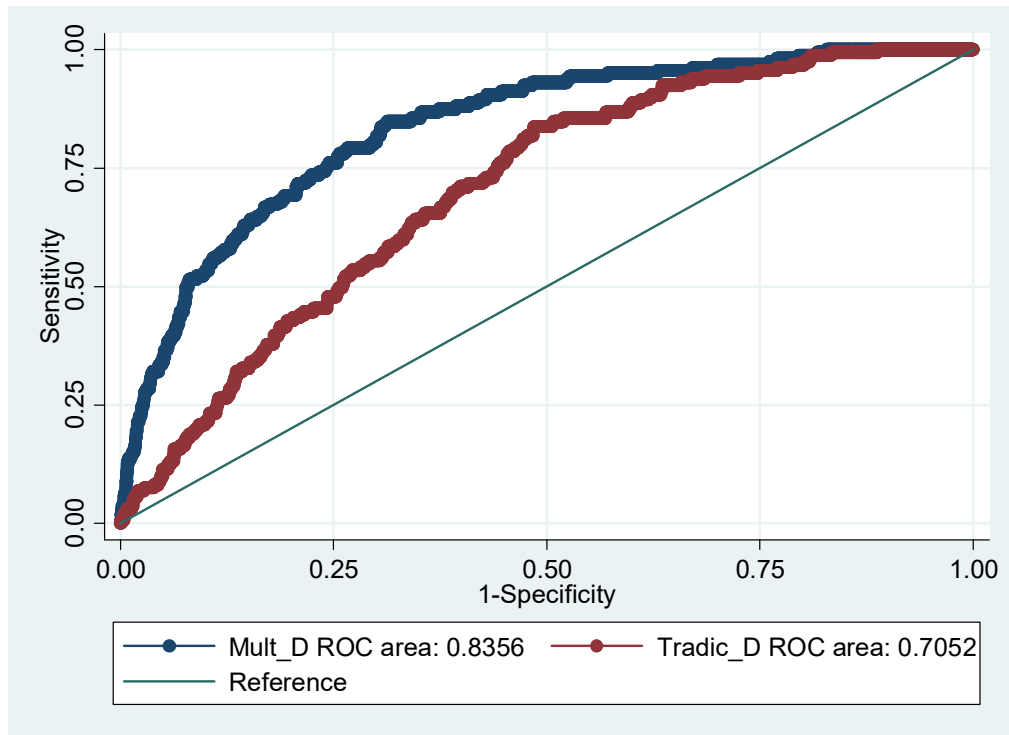


Figura 2. Curva ROC entre os modelos multinível e o modelo logístico tradicional.
Fonte: autora a partir do aplicativo estatístico Stata®.

A área abaixo da curva ROC do modelo logístico tradicional (Tradic_D ROC) é de 0,7052, enquanto a área para o modelo multinível (Mult_D ROC) é de 0,8356.

O intervalo de confiança (95% de confiança) do modelo multinível é entre 0,80539 e 0,86579 e do modelo tradicional é entre 0,67042 e 0,74006. O teste indica que as áreas são diferentes com significância de 0%. Conclui-se, novamente, pela superioridade do modelo multinível.

3.5 Análise de robustez

Como análise de robustez, trocou-se a variável dependente de (a) *default*, que considera atrasos a partir de 180 dias (159 indivíduos, correspondente a 3,11% da amostra) para (b) atrasados, que considera atrasos a partir de 1 dia (1.366 indivíduos, correspondente a 26,72% da amostra).

3.5.1 Modelo multinível

3.5.1.1 Modelo multinível: nulo

O modelo nulo para a variável atrasado é resumido na Tabela 9:

Tabela 9

Modelo Multinível Nulo - variável atrasado

Coefficiente	Erro Padrão	Z	P-valor
-1,195887	0,0471223	-25,38	0,000
Efeitos Aleatórios		Estimativa 0,3349739	Erro Padrão 0,0752615
Teste LR		valor 68,81	p-valor 0,000

O cálculo de variância do grupo, conforme Fávero e Belfiore (2017, p. 928), é:

$$rho = \frac{0,3349739}{0,3349739 + \frac{\pi^2}{3}} = 0,09241962 \text{ (ou } 9,2419\%), \text{ sendo o restante explicado pelos}$$

indivíduos. O modelo nulo confirma a superioridade do modelo multinível em relação ao modelo tradicional (a significância do Teste LR é 0,0000).

3.5.1.2 Modelo multinível: final

A Tabela 10 apresenta o modelo multinível final para a variável dependente atrasado:

Tabela 10

Modelo Multinível Final – variável atrasado

Variável	Todas as variáveis				Com variáveis significantes			
	Coef.	Erro Padrão	z	p-valor	Coef.	Erro Padrão	z	p-valor
constante	-0,8053	0,1677	-4,80	0,000	-0,7789	0,1632	-4,77	0,000
idade	-0,0088	0,0043	-2,01	0,044	-0,0099	0,0041	-2,41	0,016
anos relacionamento fundamental	-0,0430	0,0080	-5,38	0,000	-0,0432	0,0080	-5,42	0,000
superior	0,3522	0,1137	3,10	0,002	0,3506	0,1131	3,10	0,002
financ/renda	0,0033	0,1309	0,03	0,980	-	-	-	-
proventista	0,0078	0,0014	5,63	0,000	0,0079	0,0014	5,74	0,000
sexo	-1,1323	0,1214	-9,32	0,000	-1,1327	0,1213	-9,34	0,000
estado civil	0,0223	0,0686	0,32	0,745	-	-	-	-
	-0,0694	0,0810	-0,86	0,391	-	-	-	-
Efeitos Aleatórios		Estimativa 0,2079271	Erro Padrão 0,0633988		Estimativa 0,2101615	Erro Padrão 0,0635317		
Teste LR		valor 32,02	p-valor 0,0000		valor 32,95	p-valor 0,0000		

O modelo para a variável “atrasado” exclui as mesmas variáveis do modelo para variável “default”, porém exclui adicionalmente a variável “superior”, por não ter significância.

3.5.2 Modelo logístico tradicional

A Tabela 11 apresenta os coeficientes do modelo logístico tradicional para a variável “atrasado”:

Tabela 11
Modelo Logístico Tradicional – variável *atrasado*

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	z	P-valor
Constante	-0,7213	0,1560	-4,62	0,000
Idade	-0,0090	0,0040	-2,27	0,023
Anos relacionamento	-0,0430	0,0077	-5,58	0,000
Fundamental	0,3532	0,1085	3,26	0,001
Financ/renda	0,0084	0,0013	6,39	0,000
Proventista	-1,1354	0,1184	-9,59	0,000

Analisando o *log likelihood* do modelo logístico para a variável *atrasado* que é -2818,8495 e do modelo multinível final -2802,3735, demonstrando também que é o melhor.

A curva ROC do modelo logístico tradicional, considerando a variável dependente “atrasado” possui área de 0,6972 enquanto para o modelo multinível a área é de 0,7652. O intervalo de confiança (95% de confiança) do modelo multinível é entre 0,73370 e 0,879678 e do modelo tradicional é entre 0,66436 e 0,73000. O teste indica que as áreas são diferentes com significância de 0%. Novamente, conclui-se pela superioridade do modelo multinível.

4 Conclusão

Estudou-se uma amostra de 5.125 contratos de financiamento imobiliário de pessoas físicas sob o programa Minha Casa Minha Vida, de clientes de uma instituição financeira de abrangência nacional, em 30 de setembro de 2019.

Entende-se que seja um dos primeiros estudos brasileiros sobre o tema. Outros autores estudam crédito de pessoa jurídica ou crédito de pessoa física, alguns desses, incluindo financiamentos imobiliários, porém, não com abrangência nacional. Para relativizar a variável financiamento, utilizou-se e ao que tudo indica, pela primeira vez, a variável financiamento dividido pela renda. A variável proventista (clientes que recebem salário na mesma instituição credora) também foi utilizada pela primeira vez.

Outra inovação do presente trabalho foi a utilização da técnica multinível, em linha com as características da base de dados, que representa indivíduos espalhados por 1.448 agências pelo Brasil, configurando o caráter hierárquico da amostra. A não homogeneidade da distribuição dos indivíduos pelas agências faz com que, em existindo alguma influência da agência na variabilidade da probabilidade de *default*, o não tratamento correto do aninhamento pode influenciar no resultado por inflacionar tal influência pelo número de clientes das respectivas agências.

Neste sentido, o objetivo do trabalho é identificar (i) os fatores determinantes da inadimplência de operações de financiamento imobiliário e (ii) a influência do contexto do indivíduo (agência bancária).

Os testes indicam a superioridade do modelo logístico multinível sobre o modelo logístico tradicional (significância do teste LR de 0,000). Sendo assim, pode-se concluir que indivíduos com as mesmas características, porém, de agências distintas têm probabilidades diferentes de inadimplir.

O correto tratamento dos dados, por meio da modelagem hierárquica, produziu um modelo cuja área da curva ROC (*receiver operating characteristic*), amplamente utilizada em modelos de gestão de risco de crédito e de probabilidade de *default* (Fávero & Belfiore, 2017), mostrou-se superior em relação ao modelo logístico tradicional (área de 0,8356 para aquele em comparação a área de 0,7052 para o último, com diferença estatística significativa).

O modelo hierárquico logístico final identificou as seguintes variáveis com influência positiva na inadimplência: (a) relação financiamento / renda e (b) instrução do indivíduo ser até o ensino fundamental (maior probabilidade de inadimplência em relação aos indivíduos com ensino médio). Por outro lado, as variáveis que influenciam negativamente a inadimplência são: (a) idade, (b) anos de relacionamento com o banco, (c) ser proventista e (d) instrução do indivíduo ser superior (incompleto, completo ou pós-graduação, mestrado e doutorado; menor probabilidade de inadimplência em relação aos indivíduos com ensino médio). As variáveis sexo (masculino e feminino) e estado civil (solteiro e demais) não se revelaram significativas na amostra analisada.

Como análise de robustez, ao invés de analisar a inadimplência (caracterizada pelo atraso superior a 180 dias e que contava com 3,11% da amostra) utilizou-se, como variável dependente, o atraso (caracterizado pelo atraso superior a 1 dia, representando 26,72% da amostra). Os resultados foram mantidos, tanto em termos da superioridade do modelo hierárquico sobre o modelo tradicional, quanto pelas variáveis significativas (exceto pelo fato de a variável superior não ser significativa).

Do ponto de vista profissional e considerando os resultados obtidos, recomenda-se que as análises de crédito imobiliários, para fins de aprovação, sejam conduzidas por meio de análise multinível.

Referências

Albuquerque, P. H. M., Medina, F. A. S., & Silva, A. R. da. (2017). Regressão logística geograficamente ponderada aplicada a modelos de credit scoring. *Revista Contabilidade e Finanças*, 28(73), 93–112. Recuperado de http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1519-70772017000100093&script=sci_abstract&lng=pt doi:10.1590/1808-057x201703760

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–608. Recuperado de <http://links.jstor.org/sici?sici=0022-1082%28196809%2923%3A4%3C589%3AFRDAAT%3E2.0.CO%3B2-R>
- Amorim, A. A., Neto, & Carmona, C. U. D. M. (2004). Modelagem do risco de crédito: Um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo. *REAd-Revista Eletrônica de Administração*, 10(40), 1–23. Recuperado de http://www.read.ea.ufrgs.br/edicoes/pdf/artigo_177.pdf
- Associação Brasileira das Entidades de Crédito Imobiliário e Poupança (Abecip). (n.d.). Origem do SFH e SFI. Recuperado em October 27, 2019, from <https://www.abecip.org.br/credito-imobiliario/historia>
- Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiros e de Capitais. (2015). *Estudos especiais: produtos de captação*. Recuperado de https://www.anbima.com.br/data/files/BB/C0/CB/48/2EB675106582A275862C16A8/GuiaCRI-05-Nov_1_.pdf
- Backer, M., & Gosman, M. L. (1978). *Financial reporting and business liquidity*. Nova Iorque: National Association of Accountants.
- Banco Central do Brasil. *Resolução 4.676*. , Pub. L. No. Resolução nº 4.676 (2018).
- Banco Central do Brasil. (2019). Taxas de juros básicas – Histórico. Recuperado de <https://www.bcb.gov.br/controleinflacao/historicotaxasjuros>
- Banco Central do Brasil - Departamento de Estatísticas. (2019). Inadimplência da carteira de crédito com recursos direcionados - Pessoas físicas - Financiamento imobiliário total. Recuperado de <https://dadosabertos.bcb.gov.br/dataset/21151-inadimplencia-da-carteira-de-credito-com-recursos-direcionados---pessoas-fisicas---financiame>
- Beaver, W. H. (2010). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4(1966), 71–111. Recuperado de <http://www.jstor.org/stable/2490171>
- Brito, G. A. S., & Assaf, A. Neto. (2008). Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista de Contabilidade e Finanças - USP*, 19(46), 18–29. Recuperado de <http://www.scielo.br/pdf/rcf/v19n46/v19n46a03.pdf>.
- Brollo, F. (2004). *Crédito imobiliário e déficit de moradias: Uma investigação dos fatores econômicos e institucionais do desenvolvimento habitacional no Chile e no Brasil* (Fundação Getúlio Vargas). Recuperado de <https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/1814/FernandaBrollo2004.pdf>
- Caouette, J. B., Altman, E. I., Narayanan, P., & Nimmo, R. W. J. (2009). *Gestão do risco de crédito: O grande desafio dos mercados financeiros globais* (2a ed). Rio de Janeiro: Qualitymark.
- Carta Circular Bacen n. 3.914, de 6 de novembro de 2018*. Estabelece os procedimentos para a prestação de informações relativas ao direcionamento dos recursos captados em depósitos de poupança, de que trata a Resolução nº 4.676, de 31 de julho de 2018. Recuperado de

https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/50677/C_Circ_3914_v2_P.pdf

- Case, K. E., & Shiller, R. J. (1990). Forecasting prices and excess returns in the housing market. *AREUEA Journal*, 18(3), 253–273. Recuperado de <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/1540-6229.00521>.
- Crespi, H., Jr., Perera, L. C. J., & Kerr, R. B. (2017). Gerenciamento do ponto de corte na concessão do crédito direto ao consumidor. *Revista de Administração Contemporânea*, 21(2), 269–285. Recuperado de <https://rac.anpad.org.br/index.php/rac/article/view/1215/1211>.
- Elizabetsky, R. (1976). *Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial*. (Dissertação de Mestrado) Departamento de Engenharia da Produção, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.
- Fávero, L. P., & Belfiore, P. (2017). *Manual de análise de dados: Estatística e Modelagem Multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®*. Rio de Janeiro: Elsevier.
- Ferreira, M. A. M., Celso, A. S. dos S., & Barbosa, J. E. Neto. (2012). Aplicação do modelo logit binominal na análise do risco de crédito em instituições bancárias. *Revista de Negócios*, 17(1), 41–59. Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/279692993_APLICACAO_DO_MODELO_LOGIT_BINOMINAL_NA_ANALISE_DO_RISCO_DE_CREDITO_EM_INSTITUICOES_BANCARIAS/link/57e433bf08ae9b409fbfd3f/download.
- Ferreira, M. A. M., Oliveira, L. M. de, Santos, L. M. dos, & Abrantes, L. A. (2011). Previsão de risco de crédito para definição do perfil de clientes de um banco de varejo. *Revista de Negócios*, 16(2), 47–64. Recuperado de <https://proxy.furb.br/ojs/index.php/rn/article/view/1648/1728>
- FitzPatrick, P. J. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firm. *Certified Public Accountant*, 6, 727–731.
- Fortuna, E. (2015). *Mercado financeiro: Produtos e serviços* (20a ed.). Rio de Janeiro: Qualitymark Editora.
- Fundação Getúlio Vargas. (2007). *O crédito imobiliário no Brasil: Caracterização e desafios*. Recuperado de <https://www.abecip.org.br/download?file=trabalho-fgv.pdf>
- Fundação João Pinheiro. (2018). Déficit habitacional no Brasil 2015. *Estatísticas & Informações - Fundação João Pinheiro*. Recuperado de <http://www.fjp.mg.gov.br/index.php/indicadores-sociais/deficit-habitacional-no-brasil>
- Gouvêa, M. A., Gonçalves, E. B., & Mantovani, D. M. N. (2013). Análise de risco de crédito com o uso de regressão logística. *Revista Contabilidade Vista & Revista*, 10(20), 96–123. Recuperado de <https://revistas.face.ufmg.br/index.php/contabilidadevistaerevista/article/view/1887>. doi:10.5007/2175-8069.2013v10n20p139
- Guimarães, I. A., & Chaves, A. Neto. (2002). Reconhecimento de padrões: Metodologias estatísticas em crédito ao consumidor. *RAE Eletrônica*, 1(2), 1–14. Recuperado de

https://rae.fgv.br/sites/rae.fgv.br/files/artigos/10.1590_S1676-56482002000200006.pdf
doi:10.1590/s1676-56482002000200006

Jannuzzi, F. C. K. (2010). *Um estudo sobre as variáveis que impactam a inadimplência no crédito concedido para projetos imobiliários* (Dissertação de Mestrado). Universidade Estácio de Sá, Rio de Janeiro, RJ, Brasil. Recuperado de <http://portal.estacio.br/media/2789/fabio-cesar-kothe-jannuzzi-completa.pdf>.

Lei n. 10.188, de 12 de fevereiro de 2001. Cria o Programa de Arrendamento Residencial, institui o arrendamento residencial com opção de compra e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/LEIS/LEIS_2001/L10188.htm

Lei n. 10.931, de 2 de agosto de 2004. Dispõe sobre o patrimônio de afetação de incorporações imobiliárias, Letra de Crédito Imobiliário, Cédula de Crédito Imobiliário, Cédula de Crédito Bancário, altera o Decreto-Lei nº 911, de 1º de outubro de 1969, as Leis nº 4.591, de 16 de dezembro de 1964, nº 4.728, de 14 de julho de 1965, e nº 10.406, de 10 de janeiro de 2002, e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2004-2006/2004/Lei/L10.931.htm

Lei n. 11.977, de 7 de julho de 2009. Dispõe sobre o Programa Minha Casa, Minha Vida – PMCMV e a regularização fundiária de assentamentos localizados em áreas urbanas; altera o Decreto-Lei no 3.365, de 21 de junho de 1941, as Leis nos 4.380, de 21 de agosto de 1964, 6.015, de 31 de dezembro de 1973, 8.036, de 11 de maio de 1990, e 10.257, de 10 de julho de 2001, e a Medida Provisória no 2.197-43, de 24 de agosto de 2001; e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2007-2010/2009/Lei/L11977.htm

Lei n. 12.424, de 16 de junho de 2011. Altera a Lei nº 11.977, de 7 de julho de 2009, que dispõe sobre o Programa Minha Casa, Minha Vida - PMCMV e a regularização fundiária de assentamentos localizados em áreas urbanas, as Leis nºs 10.188, de 12 de fevereiro de 2001, 6.015, de 31 de dezembro de 1973, 6.766, de 19 de dezembro de 1979, 4.591, de 16 de dezembro de 1964, 8.212, de 24 de julho de 1991, e 10.406, de 10 de janeiro de 2002 - Código Civil; revoga dispositivos da Medida Provisória nº 2.197-43, de 24 de agosto de 2001; e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2011/Lei/L12424.htm

Lei n. 13.097, de 19 de janeiro de 2015. Reduz a zero as alíquotas da Contribuição para o PIS/PASEP, da COFINS, da Contribuição para o PIS/Pasep-Importação e da Cofins-Importação incidentes sobre a receita de vendas e na importação de partes utilizadas em aerogeradores; prorroga os benefícios previstos nas Leis nº 9.250, de 26 de dezembro de 1995, 9.440, de 14 de março de 1997, 10.931, de 2 de agosto de 2004, 11.196, de 21 de novembro de 2005, 12.024, de 27 de agosto de 2009, e 12.375, de 30 de dezembro de 2010; altera o art. 46 da Lei nº 12.715, de 17 de setembro de 2012, que dispõe sobre a devolução ao exterior ou a destruição de mercadoria estrangeira cuja importação não seja autorizada; altera as Leis nº 9.430, de 27 de dezembro de 1996, 12.546, de 14 de dezembro de 2011, 12.973, de 13 de maio de 2014, 9.826, de 23 de agosto de 1999, 10.833, de 29 de dezembro de 2003, 10.865, de 30 de abril de 2004, 11.051, de 29 de dezembro de 2004, 11.774, de 17 de setembro de 2008, 10.637, de 30 de dezembro de 2002, 12.249, de 11 de junho de 2010, 10.522, de 19 de julho de 2002, 12.865, de 9 de outubro de 2013, 10.820, de 17 de dezembro de 2003, 6.634, de 2 de maio de 1979, 7.433, de 18 de dezembro de 1985, 11.977, de 7 de julho de 2009, 10.931, de 2 de agosto de 2004, 11.076, de 30 de dezembro de 2004, 9.514, de 20 de novembro de 1997, 9.427, de 26

de dezembro de 1996, 9.074, de 7 de julho de 1995, 12.783, de 11 de janeiro de 2013, 11.943, de 28 de maio de 2009, 10.848, de 15 de março de 2004, 7.565, de 19 de dezembro de 1986, 12.462, de 4 de agosto de 2011, 9.503, de 23 de setembro de 1997, 11.442, de 5 de janeiro de 2007, 8.666, de 21 de junho de 1993, 9.782, de 26 de janeiro de 1999, 6.360, de 23 de setembro de 1976, 5.991, de 17 de dezembro de 1973, 12.850, de 2 de agosto de 2013, 5.070, de 7 de julho de 1966, 9.472, de 16 de julho de 1997, 10.480, de 2 de julho de 2002, 8.112, de 11 de dezembro de 1990, 6.530, de 12 de maio de 1978, 5.764, de 16 de dezembro de 1971, 8.080, de 19 de setembro de 1990, 11.079, de 30 de dezembro de 2004, 13.043, de 13 de novembro de 2014, 8.987, de 13 de fevereiro de 1995, 10.925, de 23 de julho de 2004, 12.096, de 24 de novembro de 2009, 11.482, de 31 de maio de 2007, 7.713, de 22 de dezembro de 1988, a Lei Complementar nº 123, de 14 de dezembro de 2006, o Decreto-Lei nº 745, de 7 de agosto de 1969, e o Decreto nº 70.235, de 6 de março de 1972; revoga dispositivos das Leis nº 4.380, de 21 de agosto de 1964, 6.360, de 23 de setembro de 1976, 7.789, de 23 de novembro de 1989, 8.666, de 21 de junho de 1993, 9.782, de 26 de janeiro de 1999, 10.150, de 21 de dezembro de 2000, 9.430, de 27 de dezembro de 1996, 12.973, de 13 de maio de 2014, 8.177, de 1º de março de 1991, 10.637, de 30 de dezembro de 2002, 10.833, de 29 de dezembro de 2003, 10.865, de 30 de abril de 2004, 11.051, de 29 de dezembro de 2004 e 9.514, de 20 de novembro de 1997, e do Decreto-Lei nº 3.365, de 21 de junho de 1941; e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2015-2018/2015/Lei/L13097.htm

Lei n. 4.380, de 21 de agosto de 1964. Institui a correção monetária nos contratos imobiliários de interesse social, o sistema financeiro para aquisição da casa própria, cria o Banco Nacional da Habitação (BNH), e Sociedades de Crédito Imobiliário, as Letras Imobiliárias, o Serviço Federal de Habitação e Urbanismo e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/14380.htm

Lei n. 8.677, de 13 de julho de 1993. Dispõe sobre o Fundo de Desenvolvimento Social, e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/LEIS/L8677.htm

Lei n. 9.514, de 20 de novembro de 1997. Dispõe sobre o Sistema de Financiamento Imobiliário, institui a alienação fiduciária de coisa imóvel e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/LEIS/L9514.htm

Lei n. 8.036, de 11 de maio de 1990. Dispõe sobre o Fundo de Garantia do Tempo de Serviço, e dá outras providências. Recuperado de http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/18036consol.htm

Kanitz, S. C. (1978). *Como prever falências*. São Paulo: McGraw do Brasil.

Khudnitskaya, A. S. (2010). *Improved credit scoring with multilevel statistical modelling* (Tese de Doutorado). Universidade Técnica de Dortmund, Dortmund, North Rhine-Westphalia, Alemanha. Recuperado de <https://eldorado.tu-dortmund.de/bitstream/2003/27572/1/Dissertation1.pdf>

Locatelli, R. L., Ramalho, W., Silvério, R. A. de O., & Afonso, T. (2015). Determinantes da inadimplência no crédito habitacional direcionado a classe média emergente brasileira. *Revista de Finanças Aplicadas*, 1(1), 1–30. Recuperado de <http://www.spell.org.br/documentos/ver/42443/determinantes-da-inadimplencia-no-credito-habitacional-direcionado-a-classe-media-emergente-brasileira>

- Lopes, M. G., Ciribeli, J. P., Massardi, W. D. O., & Mendes, W. D. A. (2017). Análise dos indicadores de inadimplência nas linhas de crédito para pessoa física: um estudo utilizando modelo de regressão logística. *Estudos Do CEPE*, (46), 75. Recuperado de <https://online.unisc.br/seer/index.php/cepe/article/view/11099/6866>. doi:10.17058/cepe.v0i46.11099
- Maciel, H. M., & Maciel, W. M. (2017). Análise da inadimplência bancária: Um estudo de caso da região metropolitana de Fortaleza. *Conexões - Ciência e Tecnologia*, 11(3), 12. Recuperado de <http://conexoes.ifce.edu.br/index.php/conexoes/article/view/867/1002>. doi:10.21439/conexoes.v11i3.867
- Marques, F. E. F. A. (2014). *O problema do funding no mercado de crédito para habitação no Brasil* (Dissertação de Mestrado) Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil. Recuperado de <https://tede2.pucsp.br/bitstream/handle/9243/1/FernandoEmmanuelFentanesAlvarezMarques.pdf>. doi:10.3738/1982.2278.1706
- Matias, A. B. (1978). *Contribuição às técnicas de análise financeira: Um modelo de concessão de crédito* (Dissertação de Mestrado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.
- Merwin, C. L. (1942). *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926 - 1936*. Nova Iorque: National Bureau of Economic Research Inc.
- Ministério do Desenvolvimento Regional. (2016). *Programa Minha Casa, Minha Vida*. Recuperado de <http://www.mdr.gov.br/habitacao/programa-minha-casa-minha-vida-pmcmv>
- Moraes, D. C. de. (2008). *O SFI: A securitização como instrumento de fomento do crédito imobiliário* (Dissertação de Mestrado), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil. Recuperado de <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12139/tde-02122008-112538/en.php>
- Moro, M. F., Flores, S. D. A., Reis, C. C. C. dos, & Weise, A. D. (2016). Programa Minha Casa Minha Vida: comportamento da inadimplência nos estados brasileiros com vistas ao diagnóstico dos fatores determinantes. *16ª Conferência Internacional de LARES*, 1–11. Recuperado de https://ideas.repec.org/p/lre/wpaper/lares-16-moro_programa_artigo.html%0A
- Pinto, E. G. F. (2015). Financiamento imobiliário no Brasil: Uma análise histórica compreendendo o período de 1964 a 2013, norteadas pelo arcabouço teórico pós-keynesiano e evolucionário. *Economia e Desenvolvimento*, 27(2), 276–296. Recuperado de <https://periodicos.ufsm.br/index.php/eed/article/view/21103>. doi:10.5902/1414650921103
- Resolução Bacen n. 4.676, de 31 de julho de 2018*. Dispõe sobre os integrantes do Sistema Brasileiro de Poupança e Empréstimo (SBPE), do Sistema Financeiro da Habitação (SFH) e do Sistema de Financiamento Imobiliário (SFI), as condições gerais e os critérios para contratação de financiamento imobiliário pelas instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil e disciplina o direcionamento dos recursos captados em depósitos de poupança. Recuperado de https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/50628/Res_4676_v4_P.pdf

- Ritta, C. de O., Gorla, M. C., & Hein, N. (2015). Modelo de regressão logística para análise de risco de crédito em uma instituição de microcrédito produtivo orientado. *Iberoamerican Journal of Industrial Engineering*, 7(13), 103–122. Recuperado de <http://stat.intraducoes.incubadora.ufsc.br/index.php/IJIE/article/view/3079%0A>. doi:10.13084/2175-8018/ijie.v7n13p103-122
- Royer, L. de O. (2011). *Sistema Financeiro Habitacional e Sistema Financeiro Imobiliário: limites e possibilidades*. 14. Recuperado de <http://www.ipea.gov.br/code2011/chamada2011/pdf/area7/area7-artigo3.pdf>
- Securato, J. R. (2007). *Crédito: Análise e avaliação do risco - pessoas físicas e jurídicas*. São Paulo: Saint Paul Institute of Finance.
- Serra, R. G. (2011). *Perda de valor das empresas listadas na Bovespa durante a crise financeira de 2008: uma análise sob a perspectiva da modelagem hierárquica linear* (Tese de Doutorado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil. Recuperado de <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12139/tde-26092011-182843/en.php>. doi:10.11606/T.12.2011.tde-26092011-182843
- Shiller, R. J. (2009). Unlearned lessons from the housing bubble. *Economists' Voice*, 6(7). Recuperado de <https://www.degruyter.com/view/j/ev.2009.6.7/ev.2009.6.7.1616/ev.2009.6.7.1616.xml>. doi:10.2202/1553-3832.1616
- Shiller, R. J. (2014). Why is housing finance still stuck in such a primitive stage? *American Economic Review*, 104(5), 73–76. Recuperado de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2375757. doi:10.1257/aer.104.5.73
- Silva, J. P. (1982). *Modelos para classificação de empresas com vistas a concessão de crédito*. (Dissertação de Mestrado). Escola de Administração de Empresas de São Paulo. Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, SP, Brasil.
- Silva, J. P. (2016). *Gestão e análise do risco de crédito* (9a ed.). São Paulo: Cengage Learning.
- Smith, R. F., & Winakor, A. H. (1935). *Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations*. Urbana: University of Illinois.
- Sousa, Q. H., Petri, S. M., & Anjos, E. A. dos. (2018, agosto). Análise dos fatores preditivos de risco para inadimplência dos cooperados em uma cooperativa de crédito. *III Congresso de Contabilidade da UFRGS e III Congresso de Iniciação Científica em Contabilidade da UFRG*, Porto Alegre, RS, Brasil, 3. Recuperado de <https://www.ufrgs.br/congressocont/index.php/IIIContUFRGS/IIIContUFRGS/paper/view/116/77>.
- Stiglitz, J. E., & Weiss, A. (1981). Credit rationing in markets with imperfect information. *The American Economic Review*, 71(3), 393–410. Recuperado de <http://links.jstor.org/sici?sici=0002-8282%28198106%2971%3A3%3C393%3ACRIMWI%3E2.0.CO%3B2-0>. doi:10.2139/ssrn.1010965
- Tamari, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management*

International Review, 6(4), 15–21. Recuperado de <http://www.jstor.org/stable/40226072><http://about.jstor.org/terms>

Topa, L. E. (1979). *La gestión de créditos*. Barcelona: Ediciones de Palma.

Torres Filho, E. T. (2006). Crédito direcionado e direcionamento do crédito: Situação atual e perspectivas. *Revista do BNDES*, 13(25), 35–50. Recuperado de https://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/revista/rev2502.pdf

Vedrossi, A. O. (2002). *A securitização de recebíveis imobiliários: Uma alternativa de aporte de capitais para empreendimentos residenciais no Brasil* (Dissertação de Mestrado). Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, SP, Brasil. Recuperado de https://www.realestate.br/dash/uploads/sistema/images/File/arquivosPDF/A_Securitizacao_de_Recebiveis_Imobiliarios.pdf