

THIAGO TATSUO COSTA SATO

**PROPOSTA DE METODOLOGIA DE  
MITIGAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO PARA  
EMPRESAS COM MENOS DE DOZE MESES  
DE CONSTITUIÇÃO**

Brasil

2022, v-1.0



THIAGO TATSUO COSTA SATO

**PROPOSTA DE METODOLOGIA DE MITIGAÇÃO DE  
RISCO DE CRÉDITO PARA EMPRESAS COM MENOS  
DE DOZE MESES DE CONSTITUIÇÃO**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Economia, Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade de Administração Contabilidade e Economia - FACE

Departamento de Economia - ECO

Programa de Pós-Graduação

Orientador: DANIEL OLIVEIRA CAJUEIRO

Brasil

2022, v-1.0

THIAGO TATSUO COSTA SATO

PROPOSTA DE METODOLOGIA DE MITIGAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO PARA EMPRESAS COM MENOS DE DOZE MESES DE CONSTITUIÇÃO/ THIAGO TATSUO COSTA SATO. – Brasil, 2022, v-1.0-

50p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: DANIEL OLIVEIRA CAJUEIRO

Dissertação (Mestrado) – Universidade de Brasília - UnB  
Faculdade de Administração Contabilidade e Economia - FACE  
Departamento de Economia - ECO  
Programa de Pós-Graduação, 2022, v-1.0.

1. Risco de Crédito. 2. Novas Empresas. 3. Modelo de Risco de Crédito. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia - FACE. IV. Departamento de Economia IV. PROPOSTA DE METODOLOGIA DE MITIGAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO PARA EMPRESAS COM MENOS DE DOZE MESES DE CONSTITUIÇÃO

THIAGO TATSUO COSTA SATO

**PROPOSTA DE METODOLOGIA DE MITIGAÇÃO DE  
RISCO DE CRÉDITO PARA EMPRESAS COM MENOS  
DE DOZE MESES DE CONSTITUIÇÃO**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Economia, Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia

Trabalho aprovado. Brasil, 16 de JUNHO de 2022:

---

**DANIEL OLIVEIRA CAJUEIRO**  
Orientador

---

**HERBERT KIMURA**  
Convidado 1

---

**MARINA DELMONDES DE  
CARVALHO ROSSI**  
Convidado 2

Brasil  
2022, v-1.0



*Este trabalho é dedicado à minha esposa BÁRBARA, minha maior incentivadora, à minha FAMÍLIA que sempre me apoiou, ao meu empregador que proporcionou esta oportunidade e aos meus AVÓS que deram início a esta trajetória.*





# Agradecimentos

Agradeço esta oportunidade a todos os professores que dedicam suas vidas à disseminação de conhecimento, possibilitando realizações de sonhos e conquistas de centenas de milhares de pessoas ao redor do mundo.



*"Sorte é uma oportunidade bem aproveitada"*  
*(Diogo Sato)*



# Resumo

Neste trabalho, apresentamos proposta de metodologia de mitigação de risco de crédito para novas empresas que ainda não possuem doze meses de atividade de constituição e atividade. O estudo tem como ponto de partida a existência de um modelo de risco de crédito validado e cujo desenvolvimento permita a atribuição de *rating* e limite de crédito para as empresas através da análise de variáveis cadastrais, econômico-financeiras, operacionais, setoriais e outras variáveis que façam parte da parametrização do modelo de risco de crédito. O objetivo do estudo foi estabelecer uma proposta para que a exposição das novas empresas seja limitada, observando-se aspectos específicos e levando-se em conta a taxa de mortalidade das empresas Brasileiras. Como objetivo complementar, também foi apresentado um exemplo de modelo de risco de crédito baseado em estudos estatísticos com base em empresas avaliadas no período de maio de 2018 a maio de 2020. Os resultados obtidos demonstram a redução da exposição potencial e, conseqüentemente, a mitigação do risco de crédito para o público alvo deste estudo. A proposta deste estudo contribui com a possibilidade de acesso pelas novas empresas às instituições financeiras, permitindo a mitigação da exposição creditícia através da aplicação de deflatores de risco de crédito que são definidos através das variáveis apresentadas no estudo.

**Palavras-chave:** risco de crédito, modelo de risco de crédito, novas empresas.



# Abstract

In this work, we present a proposal for a credit risk mitigation methodology for new companies that do not yet have twelve months of incorporation and activity. The study's starting point is the existence of a validated credit risk model whose development allows the attribution of *rating* and credit limit to companies through the analysis of cadastral, economic-financial, operational, sectorial variables. and other variables that are part of the parameterization of the credit risk model. The objective of the study was to establish a proposal so that the exposure of new companies is limited, observing specific aspects and taking into account the mortality rate of Brazilian companies. As a complementary objective, an example of a credit risk model based on statistical studies based on companies evaluated in the period from May 2018 to May 2020 was also presented. The results obtained demonstrate the reduction of potential exposure and, consequently, the mitigation of credit risk for the target audience of this study. The proposal of this study contributes to the possibility of access by new companies to financial institutions, allowing the mitigation of credit exposure through the application of credit risk deflators that are defined through the variables presented in the study.

**Keywords:** credit risk, credit risk model, new companies.





# Lista de ilustrações

1. Figura 1: Apuração Deflator



# Lista de tabelas

1. Tabela 1: Qualificação Cliente
2. Tabela 2: Tabela de *Ratings* - Modelo de Risco de Crédito
3. Tabela 3: Definição Limites de Crédito
4. Tabela 4: Tempo de atividade x Nível de Inadimplência
5. Tabela 5: Deflatores - Grupo 1
6. Tabela 6: Deflatores - Grupo 2
7. Tabela 7: Deflatores - Grupo 3
8. Tabela 8: Resultados Estatísticos
9. Tabela 9: Teste KS - Discriminação do Modelo
10. Tabela 11: Validação do Modelo - Matriz de Classificação
11. Tabela 11: Valores referenciais para KS
12. Tabela 12: Referência Resultado AUROC
13. Tabela 13: Resultados aplicação dos Deflatores de Risco de Crédito



# Lista de abreviaturas e siglas

ASPJ	Application Score Pessoa Jurídica
BACEN	Banco Central do Brasil
CMN	Conselho Monetário Nacional
LAJIDA	Lucro antes de juros, impostos, depreciação e amortização
PD	Probabilidade de Descumprimento
PF	Pessoa Física
PJ	Pessoa Jurídica
IEP	Índice de Estabilidade Populacional
SCR BACEN	Sistema de Informações de Créditos do Banco Central
SEBRAE	Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas



# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>23</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO E REVISÃO DA LITERATURA</b>	<b>25</b>
2.1	Risco de Crédito	25
2.2	Modelos de Risco de Crédito	26
2.3	Principais Diretrizes Nacionais	27
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>29</b>
3.1	Modelo de Risco de Crédito	29
3.2	Deflatores de Risco de Crédito	33
3.2.1	Apuração do Deflator de Risco de Crédito	36
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>39</b>
4.1	Resultados e Testes Modelo de Risco de Crédito	39
4.1.1	Resultados Estatísticos	39
4.1.2	Resultado Discriminação do Modelo	39
4.1.3	Resultado Capacidade de Previsão	41
4.1.3.1	Método <i>Jackknife</i>	42
4.1.3.2	AUROC - <i>Area Under Receiver Operating Characteristic</i>	42
4.2	Resultados da aplicação dos Deflatores	44
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES</b>	<b>47</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>49</b>





# 1 Introdução

O risco de crédito está equiparado à probabilidade de perda, ou seja, a probabilidade de uma operação de crédito concedida a um tomador não ser liquidada na data e nas condições pactuadas (SICSÚ, 2010) e (MÁLAGA, 2012). Segundo Brito, Neto e Corrar (2009), além do risco de *default*, o risco de crédito pode ser determinado pela deterioração da qualidade de crédito. Esse caso não representa em perda imediata para o credor, mas, sim, no aumento da probabilidade que essa perda ocorra.

A gestão do risco de crédito é um tema obrigatório em todas as instituições financeiras nacionais e internacionais. No âmbito internacional, o Comitê de Basileia para Supervisão Bancária BCB (2022) é o fórum internacional para discussão e formulação de recomendações para a regulação prudencial e cooperação para supervisão bancária. No âmbito nacional, o Conselho Monetário Nacional (CMN) e o Banco Central do Brasil determinam os aspectos obrigatórios e as melhores práticas a serem adotadas pelas instituições financeiras através de Resoluções, em especial através da Resolução 2.682/1999 (BCB, 1999), Resolução 4.557/2017 BCB (2017) e Resolução 4.966/2021 (BCB, 2021).

Este trabalho está relacionado ao desenvolvimento de metodologia de mitigação de risco de crédito para novas empresas que apresentem menos de doze meses de atividade. Para este público específico, a metodologia desenvolvida prevê a aplicação de deflator ao limite de crédito concedido às novas empresas com o objetivo de criar mecanismo que auxilie a gestão do superendividamento destas empresas, otimizando o processo de mitigação da risco de crédito deste nicho.

A necessidade de mitigação da exposição das novas empresas com menos de 12 meses de atividade decorre da elevada taxa de mortalidade das empresas brasileiras que chega a, aproximadamente, cinquenta por cento, conforme estudo de Sobrevivência das Empresas no Brasil divulgado pelo SEBRAE (SEBRAE, 2019).

O estudo desenvolvido pressupõe a existência de um modelo de risco de crédito capaz de determinar um *rating* e atribuir limite de crédito para as empresas. Neste estudo utilizamos um modelo de risco de crédito desenvolvido através da Regressão Logística Múltipla. A análise de Regressão Logística Múltipla para uma resposta binária (BOM e MAU pagador) é uma das técnicas não-linear mais utilizada, atualmente, no desenvolvimento de modelos de *Credit Scoring*. Além disso, a escolha da regressão logística pode ser justificada por apresentar um custo computacional razoavelmente baixo e seus parâmetros são facilmente interpretáveis. De acordo com Hand e Henley (1997), esse é um dos métodos mais apropriados para modelar eventos dicotômicos (*default* e não *default*).

O presente trabalho está relacionado com a literatura que aplica a necessidade de

detectar previamente a falta de pagamento de prestações de contratos de empréstimos e conseqüentemente seu posterior inadimplemento, de modo que seja possível prever comportamentos, desenvolver controles adequados ou ajustar os já existentes minimizando a possibilidade de perdas financeiras [Apostolik, Donohue e Went \(2009\)](#).

O desenvolvimento de controles adequados oferece aos gestores de produtos um padrão consolidado de referência, proporcionando, assim, maior compreensão e controle das características dos clientes e dos controles mitigadores de risco de crédito (garantias), prevenindo um possível inadimplemento, antes do período já contemplado na legislação, [BCB \(2017\)](#), pois a inadimplência reduz os resultados das instituições financeiras, o capital de referência e o potencial para ampliar negócios, assim como observado [Vieira et al. \(2019\)](#)

Diante disso, apresentamos um exemplo de modelo de risco de crédito capaz de analisar e mensurar dados e informações que, de forma conjunta, definem um *rating* para as empresas proponentes, contemplando 15 variáveis explicativas relacionadas aos tomadores de crédito.

O presente estudo foi organizado da seguinte forma: No capítulo 2 revisitamos a literatura que discute o risco de crédito, os modelos de risco de crédito e as principais diretrizes nacionais estabelecidas pelos órgãos reguladores. O Capítulo 3 foi dedicado à metodologia que descreve o modelo de risco de crédito utilizado no estudo e a proposta de mitigação do risco de crédito do público alvo através de deflatores. O Capítulo 4 apresenta os dados utilizados pelo modelo de risco de crédito e pelos deflatores, com os respectivos resultados do estudo apresentados no Capítulo 5. O Capítulo 6 apresenta as considerações finais do estudo apresentado.

## 2 Referencial Teórico e Revisão da Literatura

### 2.1 Risco de Crédito

O conceito de crédito pode ser analisado sob diversas perspectivas. Para uma instituição financeira, crédito refere-se, principalmente, à atividade de colocar um valor à disposição de um tomador de recursos sob a forma de um empréstimo ou financiamento, mediante compromisso de pagamento em uma data futura.

O crédito geralmente envolve a expectativa do recebimento de um valor em um certo período de tempo. Nesse sentido, [Caouette et al. \(1999\)](#) afirmam que o risco de crédito é a chance de que essa expectativa não se cumpra. De forma mais específica, o risco de crédito pode ser entendido como a possibilidade de o credor incorrer em perdas, em razão de as obrigações assumidas pelo tomador não serem liquidadas nas condições pactuadas. Segundo [Njanike et al. \(2009\)](#), o risco de crédito pode ser definido pelas perdas geradas por um evento de *default* do tomador ou pela deterioração da sua qualidade de crédito. Há diversas situações que podem caracterizar um evento de *default* de um tomador. O autor cita como exemplo o atraso no pagamento de uma obrigação, o descumprimento de uma cláusula contratual restritiva (*covenant*), o início de um procedimento legal como a concordata e a falência ou, ainda, a inadimplência de natureza econômica, que ocorre quando o valor econômico dos ativos da empresa se reduz a um nível inferior ao das suas dívidas, indicando que os fluxos de caixa esperados não são suficientes para liquidar as obrigações assumidas.

A deterioração da qualidade de crédito do tomador não resulta em uma perda imediata para a instituição financeira, mas sim no incremento da probabilidade de que um evento de *default* venha a ocorrer. Nos sistemas de classificação de risco, as alterações na qualidade de crédito dos tomadores dão origem às chamadas migrações de risco.

Cada instituição financeira adota seu próprio conceito de evento de *default*, que está normalmente relacionado ao atraso no pagamento de um compromisso assumido pelo tomador por períodos como 60 ou 90 dias.

O risco de crédito pode ser avaliado a partir dos seus componentes, que compreendem o risco de *default*, o risco de exposição e o risco de recuperação. O risco de *default* está associado à probabilidade de ocorrer um evento de *default* com o tomador em um certo período de tempo, o risco de exposição decorre da incerteza em relação ao valor do crédito no momento do *default*, enquanto o risco de recuperação se refere à incerteza quanto ao valor que pode ser recuperado pelo credor no caso de um *default* do tomador.

O risco de recuperação depende do tipo do *default* ocorrido e das características da

operação de crédito, como valor, prazo e garantias. O risco de *default* é também tratado por “risco cliente”, pois está vinculado às características intrínsecas do tomador de crédito. Os riscos de exposição e de recuperação são tratados por “risco operação”, uma vez que estão associados a fatores específicos da operação de crédito.

A mensuração de risco de crédito é o processo de quantificar a possibilidade de a instituição financeira incorrer em perdas, caso os fluxos de caixa esperados com as operações de crédito não se confirmem. O risco de *default* constitui a principal variável desse processo, podendo ser definido como a incerteza em relação à capacidade de o devedor honrar os seus compromissos assumidos.

## 2.2 Modelos de Risco de Crédito

Os modelos de risco de crédito compreendem ferramentas e aplicações que têm por objetivo principal mensurar o risco de tomadores e transações individuais ou de uma carteira de crédito como um todo. Segundo Brito e Neto (2008), os modelos de risco de crédito podem ser classificados em três grupos: modelos de classificação de risco, modelos estocásticos de risco de crédito e modelos de risco de portfólio.

Os modelos de classificação de risco buscam avaliar o risco de um tomador ou operação, atribuindo uma medida que representa a expectativa de risco de *default*, geralmente expressa na forma de uma classificação de risco (*rating*) ou pontuação (*score*). Os modelos de classificação de risco são utilizados pelas instituições financeiras em seus processos de concessão de crédito.

Os modelos estocásticos de risco de crédito são aqueles que têm por objetivo avaliar o comportamento estocástico do risco de crédito ou das variáveis que o determinam. Esses modelos são utilizados pelas instituições financeiras principalmente para precificar títulos e derivativos de crédito.

Os modelos de risco de portfólio visam a estimar a distribuição estatística das perdas ou do valor de uma carteira de crédito, a partir da qual são extraídas medidas que quantificam o risco do portfólio. Esses modelos constituem uma importante ferramenta no processo de gestão de riscos das instituições, pois permitem que o risco de crédito seja avaliado de forma agregada, considerando os efeitos da diversificação produzidos pelas correlações entre os ativos da carteira. Os modelos de risco de portfólio, também, são utilizados para cálculo do capital econômico a ser alocado pela instituição.

Entre os modelos de classificação de risco, têm sido objeto de especial atenção por parte de pesquisadores os chamados modelos de previsão de insolvência. Os modelos de previsão de insolvência são aqueles que têm por objetivo principal medir a probabilidade de uma empresa incorrer em um evento de *default* ao longo de um certo período de tempo.

Esses modelos são construídos a partir de uma amostra de casos históricos de empresas tomadoras de crédito, divididas em dois grupos: um que engloba as que incorreram em eventos de *default*, chamadas de insolventes, e outro que compreende as que não incorreram em *default*, chamadas de solventes.

A partir das características das empresas da amostra, são identificadas as variáveis que melhor discriminam as empresas que se tornaram insolventes e as que permaneceram solventes no período analisado. O conjunto de variáveis selecionadas é, então, utilizado para classificar as empresas proponentes de novas operações de crédito como prováveis solventes ou prováveis insolventes.

Um tipo de variável tradicionalmente utilizada para discriminar empresas solventes e insolventes são índices econômico-financeiros calculados a partir das demonstrações contábeis. Índices são relações entre contas ou grupos de contas das demonstrações contábeis que têm por objetivo evidenciar determinados aspectos da situação econômica e financeira da empresa.

A utilização de índices econômico-financeiros como variáveis explicativas em modelos de risco de crédito fundamenta-se no conceito de que o evento de *default*, geralmente, não é um processo abrupto. A deterioração da situação econômico-financeira da empresa tende a ocorrer de forma gradual, levando, em última instância, à degradação completa da sua qualidade de crédito e ao *default*. Como os índices evidenciam a deterioração da situação econômico-financeira da empresa ao longo do tempo, eles podem ser utilizados para prever a ocorrência do *default*.

Os modelos de previsão de insolvência geralmente se baseiam em técnicas estatísticas de análise multivariada, como regressão linear, análise discriminante e regressão logística. Mais recentemente, outras técnicas têm sido utilizadas no desenvolvimento de modelos de risco de crédito, como redes neurais e algoritmos genéticos. Uma técnica, também empregada nos últimos anos com a finalidade de prever a insolvência empresarial, é a análise por envoltória de dados [Onusic, Nova e Almeida \(2007\)](#).

Os modelos que buscam prever a insolvência de empresas têm sido estudados há várias décadas nos meios acadêmicos. Algumas pesquisas se tornaram referência na literatura, como, por exemplo, os trabalhos de [Anjum \(2012\)](#) e [Ohlson e Garman \(1980\)](#) em âmbito internacional, e os de [Nascimento, Pereira e Hoeltgebaum \(2011\)](#), [Andrade e Lucena \(2018\)](#) e [Altman, Baidya e Dias \(1979\)](#) no Brasil

## 2.3 Principais Diretrizes Nacionais

No Brasil, a Resolução 2.682/99 [BCB \(1999\)](#) do Conselho Monetário Nacional determina que as instituições financeiras tenham um sistema que classifique as operações

de crédito em ordem crescente de risco em nove níveis que vai do AA ao H e dispõe sobre os critérios que devem ser considerados para a atribuição da classe de risco (*rating*) que melhor represente a probabilidade de *default* e provisão para perda esperada.

Em 13 de fevereiro de 2017, o BACEN emitiu a Resolução 4.557/17 BCB (2017) que dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e a estrutura de gerenciamento de capital. Para fins desta Resolução, define-se o risco de crédito como a possibilidade de ocorrência de perdas associadas a: não cumprimento pela contraparte de suas obrigações nos termos pactuados; desvalorização, redução de remunerações e ganhos esperado sem instrumento financeiro decorrentes da deterioração da qualidade creditícia da contraparte, do interveniente ou do instrumento mitigador; reestruturação de instrumentos financeiros; ou custos de recuperação de exposições caracterizadas como ativos problemáticos.

A diretriz mais recente sobre a gestão do risco de crédito foi emitida em 2021 pelo Conselho Monetário Nacional através da Resolução 4.996/21 (BCB, 2021) que estabelece novas regras contábeis para instrumentos financeiros com base nos conceitos da norma internacional IFRS 9. A nova resolução substituirá a (BCB, 1999) que define a base de mensuração da provisão para créditos de liquidação duvidosa das instituições financeiras desde 1999. A (BCB, 2021) requer, entre outros temas, que as instituições mensurem suas provisões para créditos de liquidação duvidosa com base em conceito de perda esperada, sem a necessidade de aguardar eventual inadimplência, tornando a provisão mais precisa em relação às futuras perdas que a instituição venha a verificar em períodos subsequentes.

## 3 Metodologia

Neste Capítulo apresentamos os fundamentos do estudo desenvolvido através de métodos quantitativos que formam a base das conclusões gerais obtidas na pesquisa.

Para o desenvolvimento do modelo de risco de crédito utilizado no estudo, utilizamos como base estatística o total de 18.970 empresas que realizaram avaliação de risco de crédito no período de maio de 2018 a maio de 2020 e efetuaram operações comerciais que permitiram a observação do comportamento de adimplência e inadimplência.

Dividimos este Capítulo em duas seções as quais apresentam os critérios do modelo de risco de crédito e dos deflatores de risco de crédito.

### 3.1 Modelo de Risco de Crédito

Conforme (SICSÚ, 2010) a concessão de crédito é uma decisão sob condições de incerteza. em empréstimos, vendas a prazo, prestação de serviços etc., quer o crédito seja solicitado ou quer seja oferecido pelo credor, sempre existe a possibilidade de **perda**. Se o credor puder estimar a **probabilidade** de que essa perda ocorra, sua decisão será mais confiável.

Em termos gerais, quando houver perda em uma operação de crédito, diremos que o cliente foi **MAU**; caso contrário, diremos que o cliente foi **BOM**. O objetivo dos modelos de *credit scoring* é prever, na data da decisão do crédito, a probabilidade de que o crédito, se concedido, incorra em perda para o credor. À probabilidade disso ocorrer, ou seja, à **probabilidade de perda** em uma operação de crédito denominamos **risco de crédito**.

Modelo de *credit scoring* é a denominação genérica dada no mercado para as fórmulas de cálculo dos escores de crédito que podem ser calculados considerando apenas as características do solicitante de crédito, o chamado **risco cliente**.

Para o desenvolvimento de um modelo de risco de crédito, devemos definir o público alvo, a metodologia e as variáveis que serão testadas e utilizadas. Para o modelo de risco de crédito utilizado neste estudo, foram consideradas empresas com faturamento fiscal anual de até cinquenta milhões de reais e detentoras de empréstimos em operações comerciais, observando-se o desempenho destas empresas no decorrer de 12 meses, assim, o período de previsão do modelo utilizado neste estudo é de um ano após o início de exposição ao risco de crédito.

Para este estudo, foram selecionadas variáveis com potencial para diferenciar clientes **BOM** de clientes **MAU**. O critério utilizado para esta diferenciação foi o atraso

máximo nas operações observadas nos 12 primeiros meses após a contratação, denominado **M12EVER90**.

<b>M12EVER90</b>	<b>Qualificação Cliente</b>
0 a 90 dias	BOM
Mais que 90 dias	MAU

**Tabela 1:** Qualificação Cliente

A etapa seguinte no desenvolvimento do modelo de risco de crédito foi verificar a relação entre cada variável potencial e a variável dependente, com os seguintes objetivos: analisar o potencial discriminador de uma variável preditora; analisar e refinar a categorização das variáveis; e identificar comportamentos estranhos ou inesperados de uma variável.

Essa etapa teve como objetivo categorizar as variáveis de acordo com o risco relativo calculado nas classes em relação à variável resposta, assim, classes com características semelhantes são agrupadas no mesmo intervalo, mantendo uma tendência monótona crescente ou decrescente com a variável dependente. Foi nesta etapa do desenvolvimento do modelo de risco de crédito que os valores *missing* e *outliers* foram tratados, uma vez que eram vinculados à alguma categoria.

Para este modelo, as variáveis contínuas foram categorizadas da seguinte maneira: a variável é ordenada e agrupadas em percentil (aproximadamente de 5%); verifica-se para cada categoria a frequência de BONS e MAUS e o poder de discriminação por meio do risco relativo; as variáveis são analisadas com relação à variável resposta, sendo reagrupadas quando necessário (inversão do risco relativo).

A etapa seguinte do desenvolvimento do modelo de risco de crédito utilizado neste estudo ocorreu com a aplicação da análise que aborda a complexidade resultante da multiplicidade das variáveis sobre a amostra de desenvolvimento. O estudo da análise se inicia com as variáveis que mostraram bom poder discriminante na análise anterior, isto é, se a variável possui duas ou mais categorias, conseguindo assim ter uma prévia identificação do cliente quanto a sua característica de BOM ou MAU pagador.

Cada categoria de uma variável foi chamada de atributo e para cada atributo foi criada uma variável *dummy*, que assumiu valor 1, caso o cliente estivesse naquela categoria e 0, caso não estivesse. As classes de uma mesma variável são eventos mutuamente exclusivos, portanto, um cliente só poderia ser classificado em uma dessas classes, por conseguinte, somente um *dummy* de uma mesma variável apresentaria valor igual a 1 e as demais apresentariam valor igual a 0.

Uma vez que os atributos foram construídos a partir de variáveis e todos os registros estavam contidos em algum dos atributos de cada uma das variáveis, foi preciso



selecionar um atributo de cada variável para ser retirado da regressão para que não ocorresse colinearidade. Esse atributo excluído da regressão foi usado como referência na interpretação dos coeficientes dos demais atributos e foi chamado de *baseline*. Neste processo, é apropriado a exclusão do atributo com risco relativo mais próximo de 1 (neutro), de forma a buscar uma fórmula balanceada com coeficientes positivos e negativos.

O intercepto representou os efeitos que não foram considerados nas variáveis da regressão, portanto, o efeito dos atributos que foram escolhidos como referência se revelaram no intercepto.

Para se chegar à fórmula final do modelo, adotou-se o método de seleção manual (*selection = none*) onde as variáveis selecionadas do passo anterior foram inseridas e, para cada uma, foi excluído o atributo, ou *dummy*, com risco relativo mais próximo de 1, equivalente ao risco neutro. Quando o resultado obtido nessa seleção manual não se apresentou satisfatório, realizaram-se sucessivas tentativas, inserindo-se e excluindo os *dummies* disponíveis, até que se chegasse a uma fórmula ideal.

Neste exemplo de modelo de risco de crédito, a fórmula matemática final utilizada na atribuição do score que foi usado, posteriormente, para a definição da escala do *rating* do modelo de risco de crédito gerou resultados de 0 a 1000 e teve a seguinte configuração:

$$A = e^{\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7 + \beta_8 + \beta_9 + \beta_{10} + \beta_{11} + \beta_{12} + \beta_{13} + \beta_{14} + \beta_{15}} \quad (3.1)$$

$$B = 1 + e^{\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7 + \beta_8 + \beta_9 + \beta_{10} + \beta_{11} + \beta_{12} + \beta_{13} + \beta_{14} + \beta_{15}} \quad (3.2)$$

$$y = 1.000 \cdot \frac{A}{B} \quad (3.3)$$

Onde:

- $y$  = Score do Modelo de Risco de Crédito;
- $e = 2,718282$ ;
- Beta zero = constante;
- Beta  $n$  = Valor da variável  $n$  multiplicado pelo peso da variável  $n$ .

A seleção das variáveis utilizadas neste modelo de risco de crédito foi realizada com auxílio do software estatístico SAS. Abaixo, detalhamos as variáveis utilizadas neste estudo:

- Total financeiro de Financiamentos / Faturamento da Empresa;

- Total financeiro de restrições/ Faturamento da Empresa;
- Quantidade de restrições cadastrais;
- Tempo de atividade da empresa;
- Tempo de conta aberta dos sócios;
- Saldo médio poupança dos sócios / Faturamento da Empresa;
- Máximo atraso dos sócios em dias;
- Total financeiro de Empréstimos / Faturamento da Empresa;
- Total financeiro de Empréstimos / Faturamento da Empresa;
- Exposição financeira no mercado / Faturamento da Empresa;
- Total financeiro de Empréstimos / Faturamento da Empresa;
- Classificação Nacional de Atividades Econômicas;
- Código de Endereçamento Postal;
- Idade do sócio mais novo;
- Estado civil do sócio mais novo

Com base nos escores calculados para o modelo de risco de crédito utilizado neste estudo, definiu-se a escala de *rating*, conforme intervalos abaixo:

Faixa	Escore	Rating Modelo
	991 - 1.000	AA
	971 - 990	A+
	951 - 970	A-
	900 - 950	BB
	751 - 900	B+
	601 - 750	B-
	501 - 600	CC
	401 - 500	C+
	251 - 400	C-
	101 - 250	DD
	51-100	D+
	1 - 50	D-
	0	E

**Tabela 2:** Tabela de *Ratings* - Modelo de Risco de Crédito

A etapa final do desenvolvimento do modelo de risco de crédito foi a definição do critério de apuração do limite de crédito a ser disponibilizado para as empresas. Como premissa principal, estabelecemos que as empresas com *rating* inferior a C- seriam classificadas como **MAU** e teriam limite de crédito igual a 0 (zero).

Rating	Limite de Crédito
AA	máximo { 30% da Receita Operacional Bruta ; 50% do LAJIDA }
A+	máximo { 30% da Receita Operacional Bruta ; 40% do LAJIDA }
A-	máximo { 30% da Receita Operacional Bruta ; 30% do LAJIDA }
BB	máximo { 25% da Receita Operacional Bruta ; 30% do LAJIDA }
B+	máximo { 20% da Receita Operacional Bruta ; 25% do LAJIDA }
B-	máximo { 15% da Receita Operacional Bruta ; 20% do LAJIDA }
CC	20% do LAJIDA
C+	15% do LAJIDA
C-	10% do LAJIDA

**Tabela 3:** Definição Limites de Crédito

## 3.2 Deflatores de Risco de Crédito

A proposta de deflatores de risco de crédito para empresas com menos de 12 meses de atividade se originou da relação entre o tempo de atividade deste público alvo e o respectivo nível de inadimplência. Conforme consulta a um dos principais *bureaus* de crédito brasileiro, verificou-se que quanto menor o tempo de atividade maior a taxa de inadimplência destas empresas.

Tempo de Atividade	Inadimplência
1 a 3 meses	35%
4 a 6 meses	28%
7 a 12 meses	25%

**Tabela 4:** Tempo de atividade x Nível de Inadimplência

Para a definição dos deflatores, consideramos o tempo de atividade da empresa, o endividamento total entre a empresa e o sócio, o resultado da avaliação de risco de crédito do sócio e o resultado (aprovado ou reprovado) para a avaliação do produto cartão de crédito. A utilização do resultado para o produto cartão de crédito teve como motivador o fato das instituições financeiras e bancos digitais utilizarem este produto como porta de entrada de relacionamento para os clientes pessoas físicas, por se tratar de um produto sem a exigência de garantias e baseado, principalmente, nos aspectos cadastrais e na capacidade de pagamento.

Considerando a ausência ou restrita série histórica de faturamento e endividamento das novas empresas, a análise cadastral e da capacidade de pagamento do sócio pessoa física, através da aprovação ou reprovação para o produto cartão de crédito, possui o viés de *red flag*, pois no início das atividades operacionais o aspecto econômico-financeiro das novas empresas tende a se misturar com as finanças pessoais do sócio pessoa física.

Para a utilização do endividamento total entre a empresa e o sócio pessoa física, verificamos o nível de alavancagem financeira através da divisão do endividamento total obtida junto ao SCR BACEN pela receita projetada para 12 meses.

Com base nestas informações, foram estabelecidas, de forma especialista, os deflatores de risco de crédito que foram utilizadas nos limites de crédito das novas empresas.

**Deflatores Grupo 1:** Neste cenário os deflatores foram aplicados em duas situações distintas: (i) Sócio PF com avaliação reprovada para cartão de crédito ou sócio PF e empresa avaliada sem endividamento no SCR BACEN.

A tabela abaixo apresenta os deflatores que foram utilizados no estudo considerando o tempo de atividade da empresa avaliada:

Atividade	Endividamento (Sócio e Empresa)				
	[0% ; 25%)	[25% ; 50%)	[50% ; 75%)	[75% ; 100%)	>100%
1 a 3 meses	[0,15 ; 0,35)	[0,35 ; 1,00)	1,00	1,00	1,00
4 a 6 meses	[0,15 ; 0,28)	[0,28 ; 0,60)	[0,60 ; 1,00)	1,00	1,00
7 a 12 meses	[0,15 ; 0,25)	[0,25 ; 0,35)	[0,35 ; 0,45)	[0,45 ; 0,90)	[0,90 ; 1,00)

**Tabela 5 :** Deflatores - Grupo 1

Neste cenário, destacamos em verde a hipótese de uma avaliação na qual o sócio PF e a empresa avaliada não possuíam endividamento no SCR BACEN e a empresa possuía de 4 a 6 meses de atividade. Nesta situação, o deflator aplicado ao limite de crédito foi obtido entre o intervalo de 15% a 27,9%.

Além disto, apresentamos em amarelo a possibilidade da existência de endividamento do sócio PF e da empresa avaliada, entretanto nesta hipótese o sócio PF possuía avaliação reprovada para cartão de crédito, ocasionando uma aplicação de deflator igual a 100%, ou seja, neste caso a empresa teve o limite de crédito anulado.

**Deflatores Grupo 2:** No cenário 2, os deflatores utilizados foram aplicados às situações de *rating* do sócio PF igual a A e que apresentavam endividamento no SCR BACEN (sócio PF ou empresa), conforme tabela abaixo:

Atividade	Endividamento (Sócio e Empresa)				
	[0% ; 25%)	[25% ; 50%)	[50% ; 75%)	[75% ; 100%)	>100%
1 a 3 meses	[0,00 ; 0,45)	[0,45 ; 0,65)	[0,65 ; 0,85)	[0,85 ; 1,00)	1,00
4 a 6 meses	[0,00 ; 0,25)	[0,25 ; 0,45)	[0,45 ; 0,65)	[0,65 ; 0,85)	[0,85 ; 1,00)
7 a 12 meses	[0,00 ; 0,15)	[0,15 ; 0,25)	[0,25 ; 0,45)	[0,45 ; 0,65)	[0,65 ; 0,85)

Tabela 6: Deflatores - Grupo 2

Neste cenário, destacamos em azul a hipótese de uma empresa entre 7 e 12 meses de atividade cujo sócio PF apresentava *rating* igual a A e o endividamento no SCR BACEN (sócio PF ou empresa) estava entre 25% a 49,9% do faturamento projetado para 12 meses. Para esta hipótese, o deflator apurado ficou entre o intervalo de 15% a 24,9%.

Em uma hipótese alternativa, apresentamos em vermelho uma empresa entre 1 e 3 meses de atividade cujo sócio PF possuía *rating* igual a A e o endividamento no SCR BACEN (sócio PF e empresa) era superior a 100% do faturamento projetado para 12 meses. Para esta situação, o deflator foi igual a 100%, ou seja, neste caso a empresa teve o limite de crédito anulado.

Utilizando este cenário em outra hipótese, observa-se a possibilidade de manutenção do limite de crédito com base na combinação *rating* A e nível de endividamento (sócio PF e empresa) entre o intervalo de 0% a 24,9%.

**Deflatores Grupo 3:** No terceiro cenário, os deflatores utilizados foram aplicados à situação em que o sócio PF possuía *ratings* igual a B ou C e que o sócio sócio PF ou empresa apresentava endividamento no SCR BACEN, conforme deflatores abaixo:

Atividade	Endividamento (Sócio e Empresa)				
	[0% ; 25%)	[25% ; 50%)	[50% ; 75%)	[75% ; 100%)	>100%
1 a 3 meses	[0,00 ; 0,65)	[0,65 ; 0,85)	[0,85 ; 1,00)	1,00	1,00
4 a 6 meses	[0,00 ; 0,45)	[0,45 ; 0,65)	[0,65 ; 0,85)	[0,85 ; 1,00)	1,00
7 a 12 meses	[0,00 ; 0,25)	[0,25 ; 0,45)	[0,45 ; 0,65)	[0,65 ; 0,85)	[0,85 ; 1,00)

Tabela 7: Deflatores - Grupo 3

De forma similar ao cenário anterior, destacamos em verde a hipótese de uma empresa entre 1 e 3 meses de atividade avaliada pelo modelo de risco de crédito cujo sócio PF possuía *rating* igual a B ou C e o endividamento no SCR BACEN (sócio PF ou empresa) era equivalente a, no máximo, 24,9% do faturamento da empresa projetado para 12 meses. Para esta situação, o deflator aplicado ao limite de crédito seria de até 64,9%.

Para este cenário, considerando a mesma empresa, porém com endividamento no SCR BACEN (sócio PF ou empresa) superior a 100% do faturamento da empresa projetado para 12 meses, observamos a aplicação de deflator igual a 100%, ou seja, nesta hipótese a empresa teria o limite de crédito anulado.

### 3.2.1 Apuração do Deflator de Risco de Crédito

A apuração do Deflator varia, proporcionalmente, de acordo com o endividamento conjunto entre sócio PF e empresa avaliada pelo modelo de risco de crédito, sendo aplicado a fórmula de interpolação linear para o cálculo acurado do Deflator de Risco de Crédito, conforme fórmula abaixo:

$$Y = Y^1 + (X - X^1) \cdot \frac{Y^2 - Y^1}{X^2 - X^1} \quad (3.4)$$

Onde:

- $Y^1$  é o deflator dentro da frequência anterior;
- $Y^2$  é o deflator dentro da frequência;
- $X$  é o endividamento;
- $X^1$  é o limite inferior do endividamento;
- $X^2$  é o limite posterior do endividamento;
- $Y$  é o deflator final aplicado.

Para demonstrar a apuração do Deflator de Risco de Crédito, apresentamos exemplo da fórmula da interpolação utilizada neste estudo.

Suponhamos empresa entre 7 e 12 meses de atividade, sócio PF com *rating* igual a B aprovado para o produto cartão de crédito e endividamento (sócio PF ou empresa) igual a 39% do faturamento da empresas projetado para 12 meses. Para este exemplo usamos o cenário 3 onde:

- $Y^1 = 0,25$ ;
- $Y^2 = 0,45$ ;
- $X = 0,39$ ;
- $X^1 = 0,25$ ;

- $X^2 = 0,50$ ;
- $Y = 0,362$  (Deflator).

Conforme figura abaixo, o Deflator de Risco de Crédito neste exemplo é igual a 0,362.

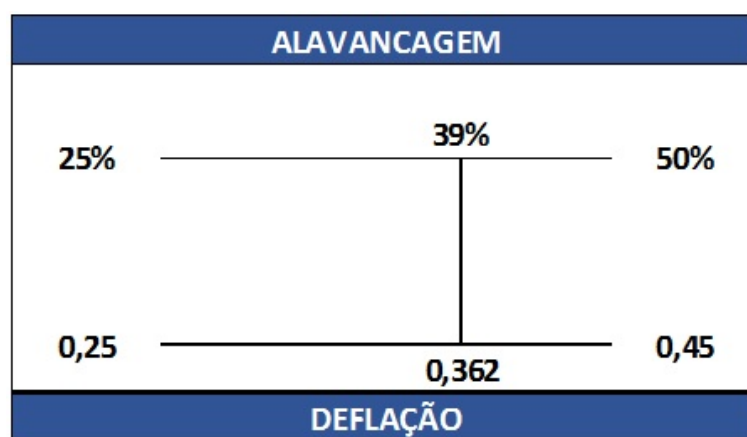


Figura 1: Apuração Deflator





## 4 Resultados

Neste Capítulo apresentamos uma seção com os resultados estatísticos, de discriminação, acurácia e capacidade preditiva do modelo de risco de crédito utilizado neste estudo e outra seção com os resultado da aplicação dos Deflatores de Risco de Crédito.

### 4.1 Resultados e Testes Modelo de Risco de Crédito

#### 4.1.1 Resultados Estatísticos

Com base nas avaliações realizadas pelo modelo de risco de crédito, apresentamos os principais resultados estatísticos obtidos na definição dos escores compreendidos entre 0 e 1.000.

<b>Estatísticas</b>	<b>Valor</b>
Média	902,92
Desvio Padrão	98,83
Coefficiente de Variação	0,11
Moda	977
Mínimo	236
Percentil 10 (10% da amostra)	768
Quartil 1 (25% da amostra)	869
Mediana	937
Quartil 3 (75% da amostra)	972
Percentil 90 (90% da amostra)	987
Percentil 95 (95% da amostra)	992
Percentil 99 (99% da amostra)	997
Máximo	999

**Tabela 8:** Resultados Estatísticos

#### 4.1.2 Resultado Discriminação do Modelo

O uso de medidas estatísticas para avaliar e, principalmente, para comparar o poder discriminador de modelos é prática comum entre os analistas de *credit scoring*.

No Brasil, a medida provavelmente mais utilizada é o KS (distância de Kolmogorov-Smirnov) [Berger e Zhou \(2014\)](#). O uso do KS deve-se à facilidade de cálculo (viável com planilhas eletrônicas) e à facilidade de interpretação por parte de analistas de crédito. A

medida KS representa a maior distância entre as funções de distribuição acumulada dos escores dos **BONS** ( $F_1$ ) e a dos **MAUS** ( $F_2$ ), onde:

- $K$  = conjunto de possíveis valores do escore;
- $S$  = número de BONS com escore menor ou igual a  $k$ ;
- $T$  = número de BONS;
- $V$  = número de MAUS com escore menor ou igual a  $k$ ;
- $Z$  = número de MAUS;

$$F_1(k) = \frac{S}{T} \quad (4.1)$$

e

$$F_2(k) = \frac{V}{Z} \quad (4.2)$$

A distância máxima encontrada entre estas 2 distribuições representa a medida do KS, conforme apresentado no gráfico abaixo:

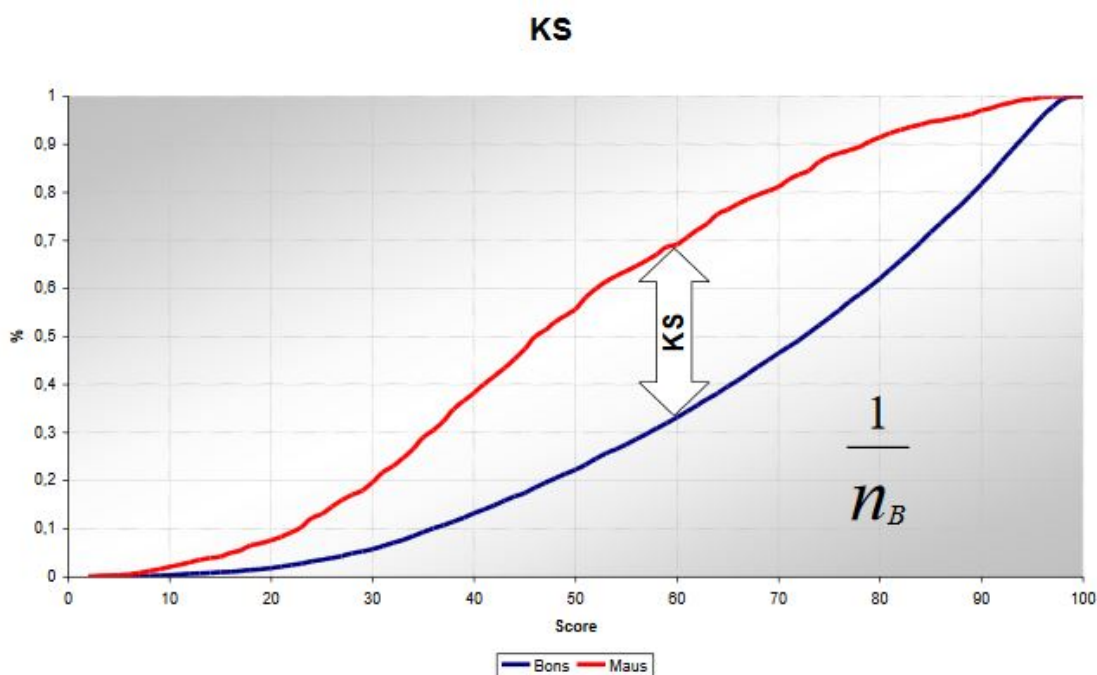


Gráfico 1: Medida KS

Com base nas avaliações realizadas pelo modelo de risco de crédito, apresentamos os resultados da medida KS obtidos nas bases de desenvolvimento e de validação do modelo de risco de crédito.

Base	BOM	MAU	Total	KS	Resultado KS
Base Total	17.131	1.839	18.970	41,07	Muito Bom
Base Validação	5.144	547	5.691	39,90	Bom
Base Desenvolvimento	11.987	1.292	13.279	41,85	Muito Bom
Base <i>out of time</i> (jun/18)	3.033	245	3.278	32,39	Bom
Base <i>out of time</i> (jul/18)	2.646	222	2.868	31,89	Bom
Base <i>out of time</i> (ago/18)	2.972	254	3.226	35,15	Bom

Tabela 9: Teste KS - Discriminação do Modelo

Segundo (SICSÚ, 2010), os analistas que desenvolvem modelo de *credit scoring* costumam basear-se em alguns valores críticos para avaliar a eficácia dos modelos. Valores de KS superiores a 75% são raros e quando ocorrem os analistas revisam o modelo em busca de redundâncias ou erros de análise que possam gerar esse KS. A tabela 10 apresenta um resumo dos resultados da métrica KS, baseada em opiniões de vários analistas de risco de crédito.

Valor de KS	<i>Credit Scoring</i>
KS <20%	Baixo
20% <KS 30%	Baixo / Aceitável
30% <KS 40%	Bom
40% <KS 50%	Muito Bom
50% <KS 60%	Excelente
60% <KS 70%	Valores poucos usuais
KS >70%	-

Tabela 10: Valores referenciais para KS

### 4.1.3 Resultado Capacidade de Previsão

Segundo Bertolini et al. (2000), a validação do modelo é especialmente importante quando ela é usada com a finalidade de previsão de resultados. Para avaliar o poder preditivo do modelo utilizado no estudo, foram realizados dois tipos de teste de validação.

O primeiro teste de validação do modelo foi feito por meio do método baseado em múltiplas sub-amostras denominado *jackknife*, proposto por (LACHENBRUCH, 1967). O método *jackknife* é uma técnica estatística amplamente aceita na validação de modelos de classificação e é particularmente útil para pesquisas que envolvam amostras de tamanhos

pequenos, pois permite que todas as observações sejam utilizadas na estimação dos parâmetros do modelo (NEOPHYTOU et al., 2000).

Um segundo procedimento utilizado para validação do modelo foi a construção de uma Curva ROC, conforme sugerido por (ANDRADE, 2013). A curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) constitui uma técnica bastante útil para validar modelos de risco de crédito e está baseada nos conceitos da sensibilidade e da especificidade.

#### 4.1.3.1 Método *Jackknife*

O método *Jackknife* está baseado no princípio “*leave-one-out*” e consiste em separar uma observação da amostra original, estimar os coeficientes do modelo com base no restante da amostra ( $n$  menos 1) e classificar a observação apartada utilizando a nova equação. O procedimento é repetido para toda a amostra ( $n$  vezes), de maneira que todas as observações sejam classificadas por modelos cujos parâmetros foram estimados com base nas demais. O percentual de classificações corretas é acumulado para todas as observações da amostra, indicando a precisão global do modelo.

A Tabela 10 apresenta a matriz de classificação obtida com a aplicação do método *jackknife*. O percentual de acerto acumulado foi de 77,75%, tendo sido classificadas incorretamente 22,25% da amostra.

Observado	Estimado		Total	Classificações Corretas
	BOM	MAU		
BOM	13.283	3.848	17.131	77,5%
MAU	405	1.434	1.839	78%
TOTAL	13.688	5.282	18.970	77,75

**Tabela 10:** Validação do Modelo - Matriz de Classificação

#### 4.1.3.2 AUROC - *Area Under Receiver Operating Characteristic*

A Curva ROC *Receiver Operating Characteristic* baseia-se em duas definições: sensibilidade e especificidade. A sensibilidade pode ser definida como a capacidade de identificar os clientes MAUS dado que eles realmente são MAUS, ou seja, qual é o percentual dos clientes observados na prática como MAUS pagadores, que foram classificados como MAUS pelo modelo, dado um determinado ponto de corte.

A especificidade pode ser definida como a capacidade de identificar os clientes BONS dado que eles realmente são BONS, ou seja, qual é o percentual dos clientes observados na prática como BONS pagadores, que foram classificados como BONS pelo modelo, dado um determinado ponto de corte.

O gráfico abaixo apresenta um exemplo de Curva ROC

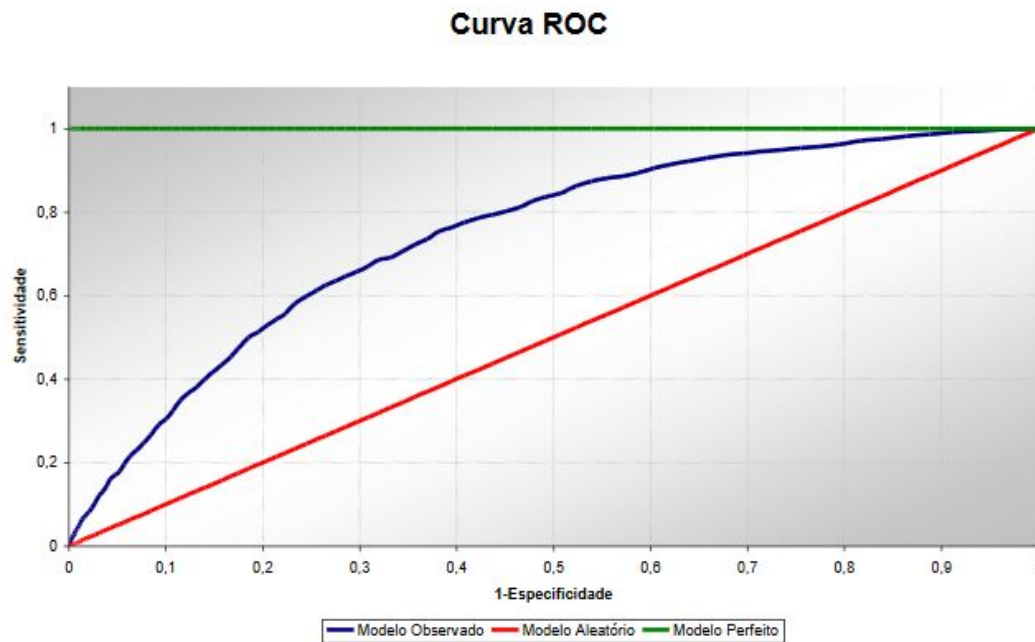


Gráfico 2: Curva ROC

O indicador AUROC varia de 0 a 1 e representa a área abaixo da curva ROC. Este indicador mede a habilidade do modelo em discriminar os clientes que estão sendo classificados corretamente.

Para o teste de prediação de **BONS** e **MAUS** pelo modelo de risco de crédito utilizado neste estudo, utilizamos a medida AUROC obtendo os seguintes resultados:

Base	Predito		Observado		AUROC	Resultado
	BOM	MAU	BOM	MAU		
Base Validação	5.144	547	3.938	1.206	76,56%	Bom
Base Desenvolvimento	11.987	1.292	9.341	2.646	77,93%	Muito Bom
Base Total	17.131	1.839	13.283	3.848	77,54%	Muito Bom

Tabela 11: Teste AUROC - Predição do Modelo

Como referência do teste AUROC, o quadro abaixo apresenta a discriminação desta medida utilizada por analistas de *credit scoring*.

AUROC (%)		Discriminação
Mínimo	Máximo	
>50	<66	Baixa
66	<71	Aceitável
71	<77	Boa
77	<82	Muita Boa
82	<87	Excelente
87	92	Pouco Comum
92	100	

**Tabela 12:** Referência Resultado AUROC

Com base nos testes realizados, verificamos que o modelo de risco de crédito utilizado neste estudo possui BOA capacidade de discriminação e predição.

## 4.2 Resultados da aplicação dos Deflatores

Para o teste de aplicação dos deflatores, consideramos uma amostra de 2.654 empresas. Desta amostra, o limite de crédito total calculado às empresas foi de R\$ 223 milhões.

Após o enquadramento das empresas nos cenários descritos anteriormente, obtivemos uma redução no limite de crédito de, aproximadamente, 35%, equivalente a R\$ 77 milhões, conforme apresentado na tabela abaixo:

Descrição	Valores
Valor Global do Limite Único Calculado	R\$ 223 milhões
Valor Global do Limite Único após a deflação	R\$ 146 milhões
Percentual total de deflação	35%
Média aritmética do após a deflação	R\$ 46.252,00
1º Quartil – Limite Único	R\$ 2.698,00
Mediana – Limite Único	R\$ 10.104,00
3º Quartil – Limite Único	R\$ 43.619,00
Média aritmética do deflator aplicado	35%
1º quartil – Deflator	15%
Mediana – Deflator	15%
3º Quartil – Deflator	45%
Moda – Deflator	15%
Enquadramento na tabela I	1.988 empresas
Enquadramento na tabela II	27 empresas
Enquadramento na tabela III	639 empresas

**Tabela 13:** Resultados aplicação dos Deflatores de Risco de Crédito

Com base nestes resultados, observamos que, para o público alvo deste estudo, ocorreu redução média de 35% do limite de crédito calculado, evitando o superendividamento das novas empresas e, conseqüentemente, mitigando o risco de crédito deste público.





## 5 Conclusões

Este estudo teve como objetivo principal apresentar uma metodologia de mitigação de risco de crédito para empresas com menos de 12 meses de atividade, tendo em vista o percentual de mortalidade das empresas brasileiras com menos de 36 meses de atividade, conforme [SEBRAE \(2019\)](#) em decorrência, principalmente, da elevada taxa de inadimplência das empresas recém criadas.

A motivação em tratar deste tema vem do contexto atual que envolve a pandemia da COVID-19 em conjunto à necessidade de apoio econômico-financeiro às novas empresas que surgem em decorrência da evolução tecnológica, das novas oportunidades, bem como da migração dos empregadores para o nicho dos micro empresários individuais, tornando-se necessário desenvolver uma metodologia de mitigação de risco de crédito capaz de atender as necessidades creditícias deste público.

O estudo empírico foi realizado com base nos dados de 2.654 empresas que apurou uma redução de 35% do limite de crédito calculado, mitigando a exposição destas empresas em R\$ 77 milhões.

Conforme estudo solicitado a um *Bureau* de crédito que fornece dados e informações à instituição financeira, a inadimplência das empresas com até 12 meses de atividade é, na média de 29,3%, sendo de 35% para as empresas com até 3 meses de atividade, 28% para as empresas entre 4 e 6 meses de atividade e 25% para as empresa entre 7 e 12 meses de atividade.

Nesse sentido, diante dos resultados obtidos através da aplicação do deflatores, verificamos que a inadimplência é extremamente elevada entre empresas recém fundadas, pois muitas destas empresas não possuem o preparo administrativo para lidar com o endividamento excessivo, tornado-se necessário a mitigação do risco de crédito através da redução da exposição.

Nosso estudo apresenta a limitação de não possuímos uma série histórica de empresas com menos de 12 meses de atividade avalaidas pelo modelo de risco de crédito que pudesse nos apresentar o histórico de adimplência e inadimplência. Aqui, também reforçamos a possibilidade da inclusão de outras operações de crédito comercial dentro da proposta de deflatores.

Nesse sentido, essas limitações citadas podem ser objeto de melhorias e podem ser examinadas detalhadamente em estudos futuros após a obtenção dos primeiros resultados oriundos da proposta deste estudo, expandido a análise para outros tipos aspectos a serem utilizados nos deflatores.



## Referências

- ALTMAN, E. I.; BAIDYA, T. K.; DIAS, L. M. R. Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de administração de empresas*, SciELO Brasil, v. 19, n. 1, p. 17–28, 1979. Citado na página 27.
- ANDRADE, B. P. d. Construção e validação de um modelo de classificação de risco de crédito. 2013. Citado na página 42.
- ANDRADE, J. P.; LUCENA, W. G. L. Análise de desempenho dos modelos de previsão de insolvência e a implementação das normas internacionais de contabilidade. *Revista Ciências Administrativas*, v. 24, n. 2, 2018. Citado na página 27.
- ANJUM, S. Business bankruptcy prediction models: A significant study of the altman’s z-score model. *Available at SSRN 2128475*, 2012. Citado na página 27.
- APOSTOLIK, R.; DONOHUE, C.; WENT, P. Foundations of banking risk: an overview of banking, banking risks, and risk-based banking regulation. John Wiley & Sons Incorporated, 2009. Citado na página 24.
- BCB. “RESOLUÇÃO N<sup>o</sup> 2.682”. 1999. Disponível em: <[https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res\\_2682\\_v2\\_L.pdf](https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_L.pdf)>. Citado 3 vezes nas páginas 23, 27 e 28.
- BCB. “RESOLUÇÃO N<sup>o</sup> 4.557”. 2017. Disponível em: <[https://www.in.gov.br/materia/-/asset\\_publisher/Kujrw0TZC2Mb/content/id/20471202/do1-2017-03-01-resolucao-n-4-557-de-23-de-fevereiro-de-2017-20471020](https://www.in.gov.br/materia/-/asset_publisher/Kujrw0TZC2Mb/content/id/20471202/do1-2017-03-01-resolucao-n-4-557-de-23-de-fevereiro-de-2017-20471020)>. Citado 3 vezes nas páginas 23, 24 e 28.
- BCB. “RESOLUÇÃO N<sup>o</sup> 4.966”. 2021. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?tipo=Resolu%C3%A7%C3%A3o%20CMN&numero=4966>>. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 28.
- BCB. “RECOMENDAÇÕES BASILEIA”. 2022. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/recomendacoesbasileia>>. Citado na página 23.
- BERGER, V. W.; ZHOU, Y. Kolmogorov–smirnov test: Overview. *Wiley statsref: Statistics reference online*, Wiley Online Library, 2014. Citado na página 39.
- BERTOLINI, G. et al. One model, several results: the paradox of the hosmer-lemeshow goodness-of-fit test for the logistic regression model. *Journal of epidemiology and biostatistics*, v. 5, n. 4, p. 251–253, 2000. Citado na página 41.
- BRITO, G. A. S.; NETO, A. A. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista Contabilidade & Finanças*, SciELO Brasil, v. 19, n. 46, p. 18–29, 2008. Citado na página 26.
- BRITO, G. A. S.; NETO, A. A.; CORRAR, L. J. Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no brasil. *Revista contabilidade & finanças*, SciELO Brasil, v. 20, p. 28–43, 2009. Citado na página 23.

- CAOUILLE, J. et al. *Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio do futuro*. [S.l.]: Qualitymark Rio de Janeiro, 1999. Citado na página 25.
- HAND, D. J.; HENLEY, W. E. Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, Wiley Online Library, v. 160, n. 3, p. 523–541, 1997. Citado na página 23.
- LACHENBRUCH, P. A. An almost unbiased method of obtaining confidence intervals for the probability of misclassification in discriminant analysis. *Biometrics*, JSTOR, p. 639–645, 1967. Citado na página 41.
- MÁLAGA, F. K. *Análise de demonstrativos financeiros e da performance empresarial*. [S.l.]: Saint Paul, 2012. v. 2º. Citado na página 23.
- NASCIMENTO, S. d.; PEREIRA, A. M.; HOELTGEBAUM, M. Aplicação dos modelos de previsão de insolvências nas grandes empresas aéreas brasileiras. *Revista de contabilidade do mestrado em Ciências contábeis da UERJ*, v. 15, n. 1, p. 40–51, 2011. Citado na página 27.
- NJANIKE, K. et al. The impact of effective credit risk management on bank survival. *Annals of the University of Petroșani, Economics*, v. 9, n. 2, p. 173–184, 2009. Citado na página 25.
- OHLSON, J. A.; GARMAN, M. B. A dynamic equilibrium for the ross arbitrage model. *The Journal of Finance*, JSTOR, v. 35, n. 3, p. 675–684, 1980. Citado na página 27.
- ONUSIC, L. M.; NOVA, S. P. d. C. C.; ALMEIDA, F. C. d. Modelos de previsão de insolvência utilizando a análise por envoltória de dados: aplicação a empresas brasileiras. *Revista de Administração Contemporânea*, SciELO Brasil, v. 11, n. SPE2, p. 77–97, 2007. Citado na página 27.
- SEBRAE. “*Sobrevivência das Empresas no Brasil*”. 2019. Disponível em: <[https://www.sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/estudos\\_pesquisas/taxa-de-sobrevivencia-das-empresas-no-brasildestaque15,01e9f925817b3410VgnVCM2000003c74010aRCRD](https://www.sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/estudos_pesquisas/taxa-de-sobrevivencia-das-empresas-no-brasildestaque15,01e9f925817b3410VgnVCM2000003c74010aRCRD)>. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 47.
- SICSÚ, A. L. *Credit Scoring*. [S.l.]: Blucher, 2010. v. 1º. Citado 3 vezes nas páginas 23, 29 e 41.
- VIEIRA, J. R. de C. et al. Machine learning models for credit analysis improvements: Predicting low-income families’ default. *Applied Soft Computing*, Elsevier, v. 83, p. 105640, 2019. Citado na página 24.