

Adriana de Almeida

**A INFLUÊNCIA DOS CENÁRIOS MACROECONÔMICOS  
NA ATRIBUIÇÃO DA PERDA ESPERADA**

Brasília, DF

2022

Adriana de Almeida

# **A INFLUÊNCIA DOS CENÁRIOS MACROECONÔMICOS NA ATRIBUIÇÃO DA PERDA ESPERADA**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Gestão de Riscos, Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Gestão de Riscos.

Universidade de Brasília - UnB  
Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade - FACE  
Departamento de Economia - ECO  
Programa de Pós-graduação

Orientadora: Marina Delmondes de Carvalho Rossi

Brasil

2022

Adriana de Almeida

A influência dos cenários macroeconômicos na atribuição da perda esperada /  
Adriana de Almeida – Brasil, 2022

Orientador(a): Marina Delmondes de Carvalho Rossi

Dissertação (Mestrado) - Universidade de Brasília - UnB

Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia, - FACE

Departamento de Economia - ECO

Programa de Pós-graduação, 2022

1. Perda Esperada. 2. Risco de Crédito. 3. Provisionamento. II Universidade de Brasília. III. Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia. IV. Departamento de Economia . V. A influência dos cenários macroeconômicos na atribuição da perda esperada.

Adriana de Almeida

## **A INFLUÊNCIA DOS CENÁRIOS MACROECONÔMICOS NA ATRIBUIÇÃO DA PERDA ESPERADA**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Gestão de Riscos, Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Gestão de Riscos.

Trabalho aprovado. Brasil, 30 de maio de 2022.

---

Prof. Dr<sup>a</sup>. Marina Delmondes de Carvalho Rossi

---

Prof.<sup>o</sup> Dr. Daniel Oliveira Cajueiro

---

Prof.<sup>o</sup> Dr. Herbert Kimura

Brasil

2022

*Este trabalho é dedicado àquelas pessoas que diante dos desafios que a vida apresenta jamais desistiram de tornar realidade os seus sonhos*

## Agradecimentos

Agradeço a minha família pela paciência ao longo da realização de mais este sonho em minha vida. Aos amigos, pela compreensão durante este longo processo de minha evolução pessoal, e principalmente a Deus por ter me concedido mais esta oportunidade de ser útil e contribuir para a produção de novos conhecimentos.

*“The only thing we know about future is that it is going to be different.”*

*“A única coisa que sabemos sobre o futuro é que ele será diferente”*

(Peter Drucker, 1986)

## Resumo

O gerenciamento do Risco de Crédito é um dos modelos mais complexos de se desenvolver em uma instituição financeira. No Brasil, para fazer frente aos riscos envolvidos os bancos devem seguir o provisionamento indicado na Resolução CMN 2.682/1999. O IFRS 9 passou a ser obrigatório em 2018 e originou uma mudança no modelo de mensuração de perdas, que passou a considerar um viés prospectivo no modelo de perda esperada de crédito, o que vem sendo chamado na literatura como CECL - *Current Expected Credit Loss*. Nesse sentido, este trabalho estudou a relação entre as variáveis macroeconômicas que pudessem ser agregadas ao modelo de CECL antecipando o aumento de risco de crédito e ajustando o provisionamento com base neste olhar para futuro. Como resultado, foi encontrada uma relação moderada entre a inadimplência e o indicador de expectativas de mercado IBC-BR com ajuste sazonal.

**Palavras-chave:** Cenários Macroeconômicos, Crédito, Inadimplência Perda Esperada, Provisionamento.

## Abstract

Credit Risk management is one of the most complex models to develop in a financial institution. In Brazil, in order to face the risks involved, banks must follow the provisioning indicated in CMN Resolution 2.682/1999. IFRS 9 became mandatory in 2018, originated a measurement of changes, which was considered a prospective credit loss model, which has been called in the literature as CECL-Current Expected Credits Loss. In this sense, this work studied the relationship between macroeconomic variables that could be adjusted to the CECL model by anticipating credit risk and adjusting the increase in provisioning based on this look to the future. As a result, a moderate relationship was found between default and the seasonally adjusted IBC-BR market expectations indicator.

**Keywords:** Macroeconomic Scenarios, Credit, Default Expected Loss, Provisioning.



## Lista de Ilustrações

Figura 1 – Diagrama do IFRS 9

Gráfico 1 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 01

Gráfico 2 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 02

Gráfico 3 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 03

Gráfico 4 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 04

Gráfico 5 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 05

Gráfico 6 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 06

Gráfico 7 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 07

Gráfico 8 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 08

Gráfico 9 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 09

Gráfico 10 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 10

Gráfico 11 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 11

Gráfico 12 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 12

Gráfico 13 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 13

Gráfico 14 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 14

Gráfico 15 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 15

Gráfico 16 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 16

Gráfico 17 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 17

Gráfico 18 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 18

Gráfico 19 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 19

Gráfico 20 – Relação entre IBC-BR e a Inadimplência da Safra 20

Gráfico 21 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 01

Gráfico 22 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 02

Gráfico 23 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 03

Gráfico 24 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 04

Gráfico 25 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 05

Gráfico 26 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 06

Gráfico 27 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 017

Gráfico 28 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 08

Gráfico 29 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 09

Gráfico 30 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 10

Gráfico 31 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 11

Gráfico 32 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 12

Gráfico 33 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 13

Gráfico 34 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 14

Gráfico 35 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 15

Gráfico 36 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 16

Gráfico 37 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 17

Gráfico 38 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 18

Gráfico 39 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 19

Gráfico 40 – Relação entre IPCA e a Inadimplência da Safra 20

Gráfico 41 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 01

Gráfico 42 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 02

Gráfico 43 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 03

Gráfico 44 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 04

Gráfico 45 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 05

Gráfico 46 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 06

Gráfico 47 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 07

Gráfico 48 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 08

Gráfico 49 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 09

Gráfico 50 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 10

Gráfico 51 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 11

Gráfico 52 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 12

Gráfico 53 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 13

Gráfico 54 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 14

Gráfico 55 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 15

Gráfico 56 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 16

Gráfico 57 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 17

Gráfico 58 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 18

Gráfico 59 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 19

Gráfico 60 – Relação entre IBOVESPA e a Inadimplência da Safra 20



## Lista de Quadros

Quadro 1 – Resumo das Variáveis em estudo



## Lista de tabelas

Tabela 1 – Resumo por Safra

Tabela 2 – Interpretação da associação entre as variáveis

Tabela 3 – Resumo por Safra:  $R^2$ ,  $p$  – *value* e coeficiente de correlação

Tabela 4 – Resumo por Safra:  $R^2$ ,  $p$  – *value* e coeficiente de correlação – IPCA

Tabela 5 – Resumo por Safra:  $R^2$ ,  $p$  – *value* e coeficiente de correlação – Ibovespa



## Lista de abreviaturas e siglas

BCBS – *Basel Committee on Banking Supervision*

BIS – Bank for International Settlements

CECL – Current Expected Credit Loss

Cosif – Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional

CPC – Comitê de Pronunciamentos Contábeis

CVM – Comissão de Valores Mobiliários

EAD – *Exposure at Default*

EL – *Expected Loss*

IBC-Br – Índice de Atividade Econômica do Banco Central

Ibovespa ou IBOV – indicador de desempenho das ações negociadas na B3

IFs – Instituições Financeiras

IFRS – *International Financial Reporting Standards*

IPCA – Índice de Preços ao Consumidor Atacado

IRM – *Institute of Risk Management.*

LGD – *Loss Given Default*

PCLD – Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa

PD – Probabilidade de *Default*

PIB – Produto Interno Bruto

Res. – Resolução



## SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO .....	22
2.	REVISÃO DE LITERATURA.....	25
2.1.	CRÉDITO, RISCO E GERENCIAMENTO DE RISCOS.....	25
2.2.	RISCO DE CRÉDITO E VARIÁVEIS MACROECONÔMICAS.....	26
2.3.	RISCO DE CRÉDITO E SISTEMAS DE PROVISIONAMENTO .....	27
2.4.	IFRS 9 E A PERDA ESPERADA DE CRÉDITO (CECL) .....	29
3.	DADOS E MÉTODO DE ANÁLISE .....	30
3.1.	DADOS.....	30
3.2.	MÉTODO DE ANÁLISE .....	32
4.	RESULTADOS .....	33
4.1.	RELAÇÃO ENTRE O IBC-BR E A INADIMPLÊNCIA .....	33
4.2.	RELAÇÃO ENTRE O IPCA E A INADIMPLÊNCIA .....	37
4.3.	RELAÇÃO ENTRE A INADIMPLÊNCIA E O IBOVESPA .....	40
5.	CONCLUSÕES .....	43
	REFERÊNCIAS.....	47

## 1. INTRODUÇÃO

Dentre os riscos que as instituições financeiras estão sujeitas, o gerenciamento do Risco de Crédito assume papel de destaque, dado a complexidade observada ao longo do tempo no processo de desenvolvimento de modelos e metodologias.

Para as instituições financeiras que focam na exploração do mercado de varejo, a questão vem tradicionalmente sendo gerenciada por meio de metodologias fundamentadas em modelos *probit* ou *logit*. Liao (1994) esclarece que “uma característica desses modelos estatísticos é que todos modelam a probabilidade de ocorrência de um evento”, no caso o evento em estudo é probabilidade de inadimplência, ou *default*, dos tomadores de crédito.

Para os casos em que os modelos de regressão linear não são suficientes para garantir uma boa acurácia, as instituições adotam critérios julgamentais em suas análises de risco de tomador de crédito. Silva (2008) destaca em sua obra os elementos relativos ao que ficou conhecido no mercado como os 5 C’s do Crédito: Caráter, Capacidade, Capital, Condições e Colateral, que também é chamado de 6 C’s do crédito, quando agrega-se ao estudo elementos relativos ao Conglomerado (e/ou grupo econômico) que está em avaliação.

As metodologias baseadas nos C’s do crédito são conhecidas como metodologias de critérios julgamentais. Como resultado da conjugação das variáveis Capacidade, Caráter, Capital, Condições, Conglomerado a modelagem de risco de crédito indicará uma pontuação (*Score*), que será traduzida em um *rating* ou conceito de crédito associado à Probabilidade de *Default* (PD) daquele tomador.

Quando adicionamos o Colateral nesta modelagem, então o resultado será uma pontuação, que será traduzida em um *rating* ou conceito associado à Perda Esperada (PE) daquela operação.

Brito et al. (2009), em seu *paper* sobre os sistemas de classificação de risco de crédito no Brasil, já destacava que os métodos de avaliação com base em critérios julgamentais estavam perdendo espaço na atividade de gerenciamento das exposições a risco de crédito no mercado bancário.

No entanto,

“No Brasil, as instituições financeiras são obrigadas a ter um sistema de classificação de risco de crédito, uma vez que a Resolução 2.682/1999 do Conselho Monetário Nacional (CMN) determina que as operações de crédito concedidas pelas referidas instituições devam ser classificadas em níveis de risco, segundo uma escala com nove classes entre AA e H” (Idem, 2009)

A Res. 2.682/1999 “dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa.”. A mesma norma estabelece os percentuais mínimos de provisão que as instituições financeiras precisam constituir para fazer frente a perdas prováveis na realização do crédito, para classificação de crédito (conceitos que variam de A a H).

Com a crise financeira de 2009, o IASB (*International Accounting Standards Boarding*) publicou o IFRS 9 (*Financial Instruments*), com o objetivo de padronizar o reconhecimento (desreconhecimento) de ativos e passivos financeiros nos demonstrativos contábeis.

Como principal impacto da adoção do IFRS 9 (obrigatório a partir de 2018) surge a mudança no modelo de mensuração de perdas, que deixa de ser um modelo pautado na perda incorrida e passa a considerar o modelo de perda esperada de crédito (CECL- *Current Expected Credit Loss*).

No Brasil, o IFRS 9 foi traduzido no CPC 48 que é aplicável a todos os tipos de entidades. Entretanto, as instituições financeiras que operam no SFN – Sistema Financeiro Nacional, são obrigadas a observar as regras e plano de contas do Cosif (Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional).

Em 2018 o Banco Central do Brasil lançou consulta pública fazendo uma proposta de adequação da Res. 2.682/1999 ao IFRS 9, chamado Edital 60/2018. Com a pandemia de 2020/2021 não houve nova sinalização ao mercado de quando entrará em vigor as regras contidas no Edital 60/2018, permanecendo vigente as regras da 2.682/1999, baseado na mensuração do risco de crédito por perda incorrida.

O modelo de cálculo de Perdas Incorridas, pode ser classificado como um modelo *backward-looking*. Ou seja, a modelagem de risco de crédito computa o nível de perda ocorrida em sua base de clientes, observando minimamente, a quantidade de *default* observado para cada faixa de *rating*, conforme Res. 2.682/1999.

O modelo baseado em Perda Esperada de Crédito (CECL), pode ser classificado como um modelo *forward-looking*, ou seja, considera estimativa de eventos futuros que poderão gerar uma perda nos fluxos futuros de caixa.

Assim, uma forma de se considerar eventos futuros é através do estudo de impacto dos cenários macroeconômicos na estimativa de Perda Esperada de Crédito.

Cardoso (2016) comparou o modelo de Perdas Incorridas comparativamente ao modelo de Perdas Esperadas, verificando que no Brasil, para o período do estudo,

o modelo de perdas esperadas é mais preciso quanto às perdas efetivamente observadas quando comparado com o modelo de perda incorrida.

Pereira (2019), propõe uma metodologia para a construção de teste de estresse para risco de crédito, estabelecendo uma relação entre as carteiras de crédito e o cenário macroeconômico subjacente.

O estudo da Probabilidade de *Default* (PD), em geral, é realizado por meio de modelos internos (inclusive nas agências de classificação) baseado em Perdas Incorridas.

A PE ou EL (*Expected Loss*), é definida como sendo o resultado do produto entre Probabilidade de *Default*; EAD (*Expousure at Default*) e LGD (*Loss Given Default*)

$$EL=PD*EAD*LGD$$

Assim o modelo de Perda Esperada (PE), não agrega o conteúdo *foward-looking* apresentado no modelo CECL, o qual agregará a perda esperada elementos oriundos de eventos futuros que, caso se materializem, irão impactar negativamente a geração futura de caixa para fazer frente às obrigações assumidas pelo tomador de crédito.

Assim este estudo pretende verificar, à luz do IFRS 9 a influência dos cenários macroeconômicos na atribuição da Perda Esperada de Crédito (CECL). O estudo está dividido em 4 etapas, a primeira compreende uma revisão de literatura sobre o que é crédito, o que é considerado risco e como agregamos o risco e o crédito para fins de gerenciamento daquele que tende a ser o principal risco das instituições financeiras, o Risco de Crédito.

Ainda na etapa de revisão bibliográfica, apresenta-se um breve contexto de como o risco de crédito se relaciona com as variáveis macroeconômicas e com os sistemas de provisionamento, encerrando a etapa de revisão da literatura com o conceito de perda esperada de crédito à luz do IRFS 9.

O estudo empírico acompanha, por 12 meses, as operações contratadas junto a uma instituição bancária do Brasil, comparando o comportamento da inadimplência com as três variáveis macroeconômicas selecionadas (IBC-BR, IPCA e Ibovespa). Inicialmente essa relação é observada por meio da ilustração gráfica e posteriormente é aplicada a técnica de regressão linear, e é calculado o coeficiente de correlação de Person, a fim de testar a relevância estatística entre as variáveis.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1. Crédito, Risco e Gerenciamento de Riscos

O crédito, segundo dicionário significa, confiança, crença fundada nas qualidades de uma pessoa ou coisa; segurança de que alguém ou algo é capaz ou veraz.

No Brasil, a Comissão de Valores Mobiliários - CVM (2018) trouxe ao mercado o significado financeiro do crédito: “dispor a um tomador, recursos financeiros para fazer frente a despesas ou investimentos, financiar a compra de bens, etc..

Depreende dos conceitos acima que o risco de crédito envolve a possibilidade de que a confiança, ou para o caso de pessoas jurídicas, a crenças fundamentadas nas qualidades aferidas nos C's do crédito, possa não ser suficiente para que um tomador de recursos possa fazer frente ao pagamento dos recursos financeiros adquiridos.

Para completo entendimento dos efeitos do risco no crédito, agrega-se a definição trazida por Hopkins e Thompson (2021, p.15-16) tomando-se por base o conceito adotado pelo IRM – *Institute of Risk Management*, qual seja: “é a combinação da probabilidade de um evento e sua consequência. As consequências variam de positivo a negativo”(tradução nossa).

Conclui-se assim que o risco de crédito pode ser entendido como a probabilidade de um evento acontecer que tenha como consequência impedir que o tomador de recursos consiga honrar com o pagamento do crédito concedido.

Hopkins e Thompson (*idem*,p.45) abordam ainda a questão do gerenciamento de risco, que tem como objetivo ajudar as organizações (de maneira geral, não apenas as financeiras) a assumir riscos para desempenhar melhor do que seus concorrentes, porém os riscos assumidos devem ser calculados.

Considerando a multiplicidade de riscos a que as organizações estão expostas, especialmente no setor financeiro, destaca-se a definição da Escola Econômica de Londres “seleção dos riscos que uma empresa deve assumir e aqueles que devem ser evitados ou mitigados, seguido de ações para evitar ou reduzir riscos.” (*apud Ibidem* – tradução nossa).

Diante disso, surge o questionamento, a fim de mitigar os impactos de um evento de risco sobre a carteira de crédito quais variáveis poderiam ser monitoradas

para ajudar o setor financeiro a antecipar os eventos de inadimplência e tornarem-se mais competitivos?

## 2.2. Risco de Crédito e Variáveis Macroeconômicas

Nas escolas de economia as pesquisas realizadas evidenciam a pró-ciclicidade do setor bancário, no qual em tempos de crises destacam-se os movimentos de contração do mercado de crédito, Bernanke e Gertler (1989) evidenciaram a relação negativa entre investimento em ativos fixos e o patrimônio líquido do tomador de crédito.

Posteriormente, Bernanke e Gertler (1995) estudaram a relação do crédito com a Política monetária, sendo o primeiro como um veículo que amplifica e propaga os efeitos convencionais das taxas de juros da segunda.

Três anos após o estudo de Bernanke e Gertler, Wilson (1998) apontou a insuficiência do modelo binário, tradicionalmente utilizado para segregar “bons” e “maus” pagadores, como meio de gerenciamento do risco de crédito, especialmente quando se está interessando em investigar o comportamento do crédito no âmbito do gerenciamento de carteiras, visto que no longo prazo todos os créditos podem tornar-se ruins como resultado de determinados cenários econômicos.

Tiryaki et.al. (2017) estudaram a relação entre os ciclos de crédito, inadimplência e as flutuações econômicas, concluindo que o impacto real positivo é expandir o crédito, porém, em longo prazo, uma escassez de crédito resulta em uma maior exposição ao risco por parte da indústria financeira.

Nunes (2017) dissertou sobre Modelos de Risco de Crédito e a Relação com Variáveis Econômicas, destacando que no Brasil há poucos trabalhos que investigaram a relação entre as variáveis macroeconômicas e o risco de crédito de maneira mais exata. Em seu trabalho a autora buscou verificar se agregaria maior poder explicativo ao modelo quando somadas as variáveis macroeconômicas (PIB e IPCA) na metodologia de *credit score*. Como resultado ficou evidenciado que existe sensibilidade entre a inadimplência e a inserção de variáveis macroeconômicas, com destaque para o PIB.

Os estudos realizados no Brasil para verificar a relação entre variáveis macroeconômicas e o risco de crédito abordaram o risco de crédito (*score*), também tratado neste estudo como PD, não tendo sido identificados estudos que investigaram

a relação do risco de crédito (CECL) com as variáveis macroeconômicas associadas às expectativas de mercado, ou seja, com o viés prospectivo.

Em estudo recente, Homapour et al. (2022), estudaram quatro variáveis macroeconômicas para testar a relação com a estrutura de capital das empresas listadas na bolsa de Londres. As variáveis estudadas foram: (i) Ciclo do Negócio (usando impostos como *proxy*); (ii) Oferta de Crédito; (iii) Risco do mercado Financeiro; e (iv) performance do mercado de ações. As justificativas para escolhas dessas variáveis passam pela consistência observada em estudos anteriores quanto a relação positiva entre tributação e as tendências econômicas de longo prazo, até a necessidade de as empresas otimizarem seus resultados ponderando o risco do mercado financeiro. Assim, apurou-se que os resultados são robustos o suficiente para relacionar variáveis macroeconômicas com o desempenho das empresas.

O BIS (2001), trouxe para discussão o fato de que o risco de crédito pode ser subestimado em momento de crescimento econômico e superestimado em momentos de recessão. Sendo que nesses momentos os efeitos de super ou subestimação afetam o valor das garantias, colaterais. Alertando para o fato de que percepções equivocadas no nível de risco, refletida em empréstimos e financiamentos terão como efeito ampliar os efeitos das oscilações macroeconômicas. De maneira que, subestimar o risco de uma desaceleração na atividade econômica e seus reflexos nas perdas de crédito, pode levar a uma instabilidade financeira em todo o sistema, pois se o risco não estiver adequadamente precificado então os provisionamentos e o capital podem não ser suficientes para suportar o momento de retração econômica.

Pelo exposto, fica evidenciado que o cenário macroeconômico tem reflexo no risco de crédito, não apenas em relação as PDs, scores, mas também sob o ponto de vista de perda esperada e das carteiras de crédito.

### 2.3. Risco de Crédito e Sistemas de Provisionamento

O marco do sistema de provisionamento no Brasil, remota ao início de implantação do Plano Real, tendo como pano de fundo a crise que fechou diversos bancos de pequeno e médio portes. Em 1999 é implantada a Res. CMN 2.682/1999, que segundo Fernandes et al. (2008), essa normatização veio com a finalidade de compatibilizar os níveis de provisionamento ao nível de risco das operações de crédito.

Embora no Brasil o marco do provisionamento seja Res. 2.682/1999, mundialmente pode-se considerar o grande marco para mitigar o risco de crédito como sendo a criação do Índice de Basileia em 1988, o qual introduziu no mundo a necessidade mínima de capital que um banco deve manter para fazer frente ao risco de crédito.

Em 2004 com a adoção do acordo Basileia II, dentre outras melhorias, destacam-se a expansão do requerimento mínimo de capital, para os riscos de mercado e operacional, além do risco de crédito. Outro aspecto relevante desse acordo foi o incentivo aos supervisionados da adoção de melhores práticas no gerenciamento de riscos, por meio do seu monitoramento e adoção de medidas de mitigação (BACEN, 2022).

O Banco Central do Brasil esclarece em seu sítio na internet que:

“O Comitê de Basileia para Supervisão Bancária (*Basel Committee on Banking Supervision – BCBS*) é o fórum internacional para discussão e formulação de recomendações para a regulação prudencial e cooperação para supervisão bancária, composto por 45 autoridades monetárias e supervisoras de 28 jurisdições. O Comitê de Basileia – criado em 1974 no âmbito do Banco de Compensações Internacionais (*Bank for International Settlements – BIS*) tem por objetivo reforçar a regulação, a supervisão e as melhores práticas bancárias para a promoção da estabilidade financeira.”

Encontra-se vigente o acordo de Basileia III , acordo estabelecido em resposta a crise financeira internacional de 2008, que teve como destaque o aumento no nível mínimo de capital regulatório requerido e também a melhoria nos fatores de ponderação de ativos pelo risco.

Marques (2002), apresenta em sua dissertação os questionamentos de Ong(1999), Jorion (1999), Carey (2000) e Meyer (2000), sobre a adequação dos provisionamentos exigidos pelas entidades normativas frente ao risco da carteira, os quais concluem pela eficácia dos modelos internos das IFs.

Martinez e Loose (2019) estudaram como a Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa pode ser influenciada pelo nível de capital regulatório nas instituições bancárias no Brasil para manter seu limite de solvência, o Índice de Basileia. Como resultado, as análises demonstraram que o resultado das operações de crédito explica a elevação nas provisões para crédito de liquidação duvidosa,

porém o estudo não evidenciou relação entre as provisões e o montante de capital requerido.

Caneca (2015) evidenciou que, no Brasil, os bancos constituem mais provisão para créditos de liquidação duvidosa em épocas de períodos recessivos.

Bellini (2019, p.6, tradução nossa) destaca que, em linha com os princípios estabelecidos pelo IFRS 9, a estimativa de PE “(...) deve refletir uma avaliação imparcial de uma série de resultados possíveis e suas probabilidades de ocorrência.”

Cardoso (2016), apurou que:

“as provisões com base no modelo de perdas incorridas, segundo modelo em IFRS, tendem a se aproximar com mais precisão as reais perdas se comparado ao modelo de estimação de perdas esperadas, conforme modelo em BR GAAP.”

Os estudos realizados no Brasil, em geral, já evidenciaram que existe relação entre o risco de crédito e as variáveis macroeconômicas, bem como abordaram a relação entre Risco de Crédito e os Sistemas de Provisionamento. Entretanto, não ficou evidenciado a existência de estudos no Brasil que verificassem a influência entre as variáveis macroeconômicas e o cálculo da perda esperada de crédito por meio do conceito de CECL – *Current Expected Credit Loss*.

## 2.4. IFRS 9 e a Perda Esperada de Crédito (CECL)

A crise financeira de 2008/2009, teve como reflexos não apenas uma maior exigência nos níveis de capital das instituições financeiras, mas trouxe também uma necessidade de aprimoramento das regras sob o ponto de vista contábil (Bellini,2019).

Do ponto de vista contábil, a principal inovação trazida pelo IFRS 9 trata do conceito de estimação das perdas de crédito, seja pelo ponto de vista de instrumentos financeiros reconhecidos pelo Custo Amortizado seja pelo reconhecimento do valor justo por meio do resultado.

Antes de introduzirmos o conceito de CECL é importante notarmos um importante aspecto trazido pelo BIS (2001), que é a distinção entre Perda Esperada e Perda Inesperada de crédito. Sendo que “ ‘Perdas esperadas’ referem-se às perdas médias ou médias, antecipadas ao longo de um determinado período, enquanto ‘perdas inesperadas’ referem-se a uma medida da dispersão, ou grau de incerteza que envolve esse resultado” ( tradução nossa).

A Figura 1 é uma adaptação do diagrama apresentado por Bellini (2019) que sintetiza os principais tópicos acerca de IFRS 9, os quais serão abordados nos parágrafos seguintes, e que de maneira intuitiva nos leva ao conceito de CECL:

Figura 1 – Diagrama do IFRS 9



Fonte: Bellini(2019). Adaptado. Tradução nossa.

Estágio 1: os créditos concedidos que estejam neste estágio podem ter sua perda de crédito calculada para o período de 12 meses. Neste estágio estão classificadas as operações que seguem o fluxo normal do ciclo do crédito.

Estágio 2: neste estágio, introduz-se o conceito de aumento significativo do risco de crédito desde o seu reconhecimento inicial. Assim, quando uma operação de crédito passa do estágio 1 para o 2 sua perda de crédito deve ser estimada considerando a vida inteira do contrato, também reconhecida como perda de crédito *lifetime*.

Estágio 3: neste estágio, aplica-se o conceito de *lifetime* da perda esperada, mas também deve ser aplicada a abordagem da redução ao valor não recuperável do ativo (*impairment* ou imparidade).

Perda Esperada (EL): o cálculo da perda esperada será realizado por meio do produto entre a PD, a EAD e a LGD. Conforme apresentado anteriormente todos esses parâmetros tem estão voltados para a perda incorrida (*backward-looking*).

Cenários: na análise de cenário é o momento que se agrega à perda esperada (EL) o viés prospectivo e passa a ser calculado o valor da Perda Esperada de Crédito (CECL).

### 3. DADOS E MÉTODO DE ANÁLISE

#### 3.1. Dados

Para entender a dinâmica das variáveis macroeconômicas na perda esperada das operações de crédito foram estudadas variáveis macroeconômicas relacionadas à expectativa de mercado para Atividade Econômica medido pelo índice de Atividade Econômica do Banco Central - IBC-BR, mas também foi observado o comportamento dos preços, medido através do Índice de Preços ao Consumidor Amplo – IPCA.

As informações relativas aos dados macroeconômicos consideraram as séries divulgadas no Sistema Gerenciador de Séries temporárias do Banco Central do Brasil.

Diversos estudos abordam a relação entre a probabilidade de inadimplência e o comportamento do preço das ações, dentre tantos é notória as contribuições de Black & Scholes (1973) e Merton (1974) . Um estudo mais recente, Yan, Shi e Wu (2008), estudaram a relação das variáveis macroeconômicas na determinação do risco de inadimplência. Utilizando o modelo de Dufee (1999), eles concluíram que o modelo não explica completamente o comportamento dos rendimentos dos títulos corporativos.

Diante disso, agregou-se ao estudo o comportamento do Ibovespa, medido pela variação mensal do preço de fechamento divulgado pela B3.

Quadro 1 - Resumo das Variáveis Em estudo

<b>Variável</b>	<b>Período</b>	<b>Fonte</b>
IBC-BR (Série 24363)	Janeiro 2019 a Julho 2021	SGS - Sistema Gerenciador de Séries Temporais
IBC – BR dessazonalizado (Serie 24364)	Janeiro 2019 a Julho 2021	SGS - Sistema Gerenciador de Séries Temporais
IPCA (Série)	Janeiro 2019 a Julho 2021	SGS - Sistema Gerenciador de Séries Temporais
Ibovespa (fechamento mensal)	Janeiro 2019 a Julho 2021	B3

Fonte: A autora (2022).

Para o estudo da perda esperada de crédito, visto que a abordagem do CECL ainda não é obrigatória para os bancos no Brasil, utilizou como variável dependente a inadimplência da carteira de operações associadas a pessoas jurídicas<sup>1</sup> de uma instituição financeira sediada no Brasil.

---

<sup>1</sup> Pessoas Jurídicas de micro, pequeno e médio porte.

Considerando que ao longo de 2020 e 2021 a economia mundial foi drasticamente afetada pelos efeitos da pandemia, e que diversos estudos apontam pela superestimação do risco de crédito em momentos de queda na atividade econômica, optou-se por não agregar ao estudo as safras com encerramento do período anterior a pandemia. Desta maneira foram observadas ao longo de 12 meses 20 safras de operações concedidas.

Tabela 1 – Resumo por Safra

<b>Total de Contratos:</b>	<b>1.955.178</b>									
	<b>Safra01</b>	<b>Safra02</b>	<b>Safra03</b>	<b>Safra04</b>	<b>Safra05</b>	<b>Safra06</b>	<b>Safra07</b>	<b>Safra08</b>	<b>Safra09</b>	<b>Safra10</b>
Contratos (Qtde)	112.113	108.898	105.921	108.967	119.516	113.841	114.222	105.533	98.769	103.855
CNPJ (Qtde)	34.080	32.510	31.425	32.138	34.077	32.826	34.274	33.464	30.918	32.094
Δ% Ctos		-3%	-3%	3%	10%	-5%	0%	-8%	-6%	5%
Δ% CNPJ		-5%	-3%	2%	6%	-4%	4%	-2%	-8%	4%
<b>Inadimplência</b>										
Média	5,50%	5,73%	5,32%	5,27%	6,05%	5,93%	6,04%	6,20%	6,26%	6,29%
Mediana	4,35%	4,30%	4,41%	4,57%	4,96%	5,16%	5,07%	4,47%	4,80%	4,90%
Maior	11,38%	9,99%	10,18%	8,88%	9,62%	10,33%	10,45%	12,46%	13,41%	13,44%
Menor	1,13%	3,22%	1,75%	1,31%	3,06%	1,48%	3,32%	2,72%	1,76%	3,07%
Desvio Padrão	2,82%	2,46%	2,41%	2,21%	2,33%	2,72%	2,55%	3,30%	3,28%	2,98%
<b>Total de Contratos:</b>	<b>1.955.178</b>									
	<b>Safra11</b>	<b>Safra12</b>	<b>Safra13</b>	<b>Safra14</b>	<b>Safra15</b>	<b>Safra16</b>	<b>Safra17</b>	<b>Safra18</b>	<b>Safra19</b>	<b>Safra20</b>
Contratos (Qtde)	96.941	121.690	93.138	80.713	79.441	55.152	68.058	81.178	123.460	57.772
CNPJ (Qtde)	30.210	56.327	29.323	26.618	27.522	24.991	34.916	51.855	89.389	31.637
Δ% Ctos	-7%	26%	-23%	-13%	-2%	-31%	23%	19%	52%	-53%
Δ% CNPJ	-6%	86%	-48%	-9%	3%	-9%	40%	49%	72%	-65%
<b>Inadimplência</b>										
Média	5,78%	6,41%	6,76%	6,55%	6,71%	10,08%	5,32%	5,39%	4,01%	5,50%
Mediana	4,41%	5,00%	5,63%	5,46%	4,57%	4,44%	3,16%	4,99%	3,87%	4,21%
Maior	14,19%	14,95%	16,42%	16,01%	19,04%	34,27%	18,87%	16,17%	8,43%	13,57%
Menor	1,96%	2,43%	2,91%	3,12%	1,68%	2,66%	0,69%	0,41%	0,83%	0,61%
Desvio Padrão	3,41%	3,75%	3,57%	3,41%	4,72%	9,80%	5,08%	4,15%	2,33%	3,52%

Fonte: A autora (2022).

### 3.2. Método de Análise

Os modelos tradicionais de avaliação para esse tipo de estudo são feitos por meio de técnicas de Regressão Linear, Séries Temporais ou Dados em Painel.

Gujarati e Porter (2011), em síntese, abordam que a análise de regressão trata da verificação de dependência de uma variável a uma, ou mais, variáveis, o que não necessariamente implicará em uma relação de causa.

A fim de verificar a influência (relação) entre os cenários macroeconômicos e a inadimplência é importante identificar também o grau de associação entre a inadimplência e cada variável macroeconômica.

Para mensurar o grau de associação foi utilizado o coeficiente de correlação.

Dessa forma cada uma das 20 safras terá sua inadimplência e as variáveis apresentadas no Quadro1 acompanhadas pelo período de 12 meses.

### 3.2.1. Método do Coeficiente de Correlação de Pearson

A estatística utilizada para interpretar a qual a força da relação entre duas variáveis é chamada Coeficiente de Correlação de Pearson, e apesar disso, como bem reforçou Filho e Júnior (2009, p.118) este coeficiente é fruto do trabalho de Karl Pearson e Francis Galton.

Este coeficiente mede a associação linear entre duas variáveis e assume um valor no intervalo  $[-1,0;1,0]$ , sendo que quando o sinal é positivo (+) indica a mesma direção dessa associação linear e quando o sinal é negativo (-) indica a direção oposta dessa associação linear. Quando assume valores próximos a 0 (zero) indica que não há associação linear entre as variáveis objeto do estudo.

Em outras palavras e para fins desse estudo será considerada a associação linear entre as variáveis com os critérios apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Interpretação da Associação entre as variáveis

Coeficiente	Correlação
$[-0,29;0,29]$	FRACA
$[-0,3;-0,49]$ e $[0,3;0,49]$	MODERADA
$[-0,5;-1,0]$ e $[0,5;1,0]$	FORTE

Fonte: A autora (2022).

## 4. RESULTADOS

### 4.1. Relação entre o IBC-BR e a inadimplência

Os gráficos a seguir demonstram a relação entre a variável escolhida e a inadimplência de cada safra. Os gráficos são apresentados da primeira safra (Inad\_S01) até a última safra objeto do estudo (Inad\_S20).

Gráfico 01 - Safra 01

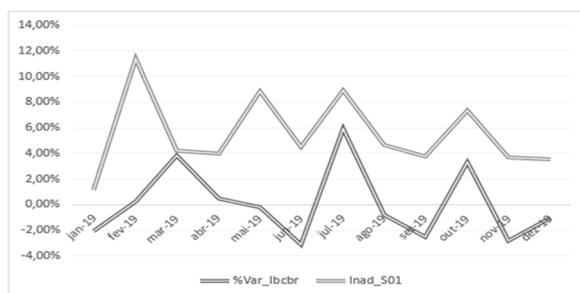
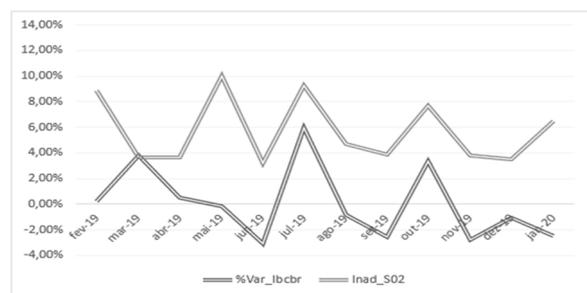


Gráfico 02 - Safra02



Fonte: A autora (2022).

No Gráfico 01 observa-se que até meados de 2019 quando o IBC-BR tende a subir, a inadimplência tende a cair. Porém nos meses de julho e outubro de 2019 esse comportamento se reverte e formam dois picos de alta. Portanto, ao mesmo tempo em que se observa um aumento na expectativa de crescimento no PIB se observa um aumento da inadimplência naquela safra.

Para a Safra 02 o mesmo comportamento é observado, de fevereiro a meados de junho a relação entre as variáveis é inversa, entretanto a partir de julho e outubro ocorre novamente um pico de inadimplência ao mesmo tempo em que se observa um aumento no IBC-BR.

Gráfico 03 - Safra 03

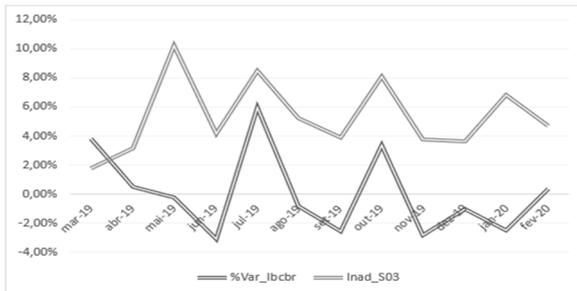
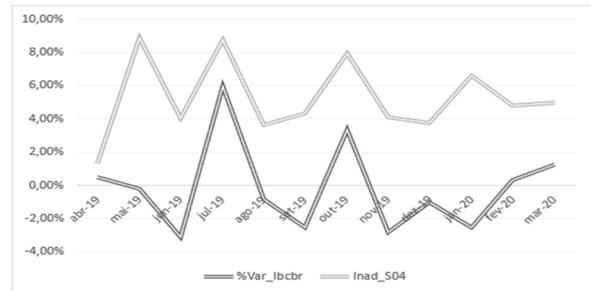


Gráfico 04 - Safra04



Fonte: A autora (2022).

Para a Safra 03, após os mesmos picos observados nas Safras 01 e 02, a partir de dezembro a relação entre o indicador e a inadimplência volta a ser inversa, tal qual nos primeiros meses das Safras 01 e 02.

Gráfico 05 - Safra 05

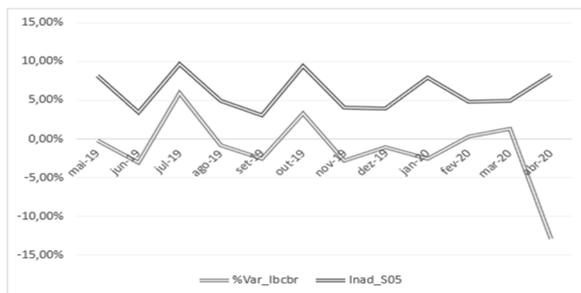
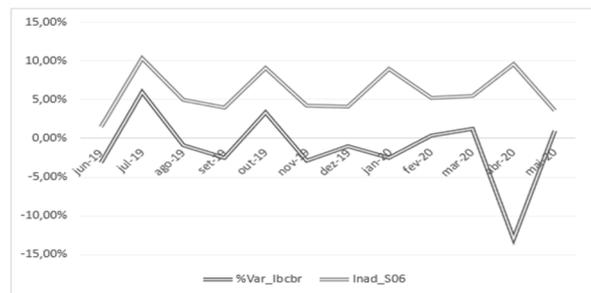


Gráfico 06 - Safra06



Fonte: A autora (2022).

Essa inversão na relação entre os indicadores é recorrente em todas as Safras subsequentes (Gráficos 05 a 14 apresentados a seguir),

Gráfico 07 - Safra 07

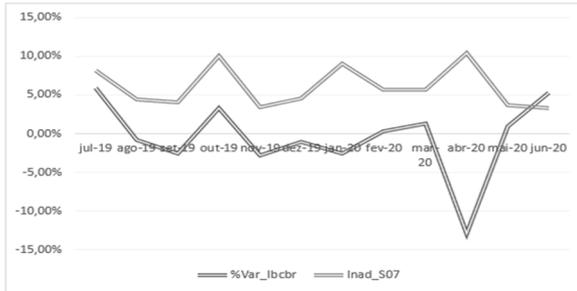


Gráfico 08 – Safra 08

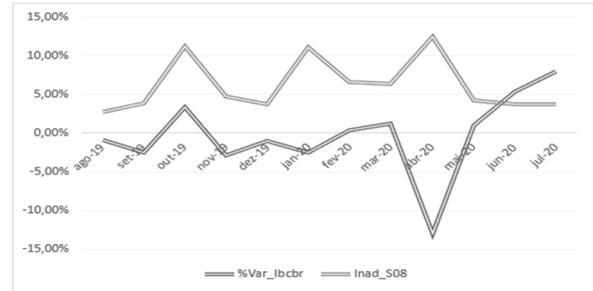


Gráfico 09 - Safra 09

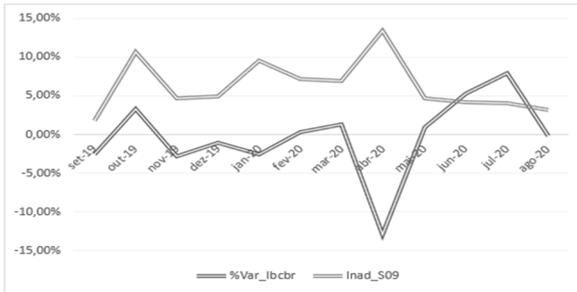


Gráfico 10 – Safra 10

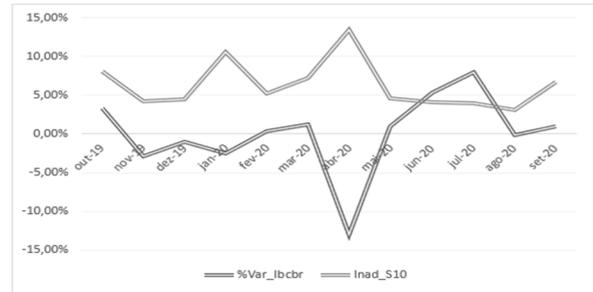


Gráfico 11 - Safra 11

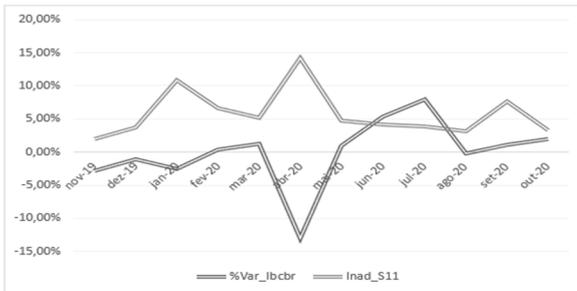


Gráfico 12 – Safra 12

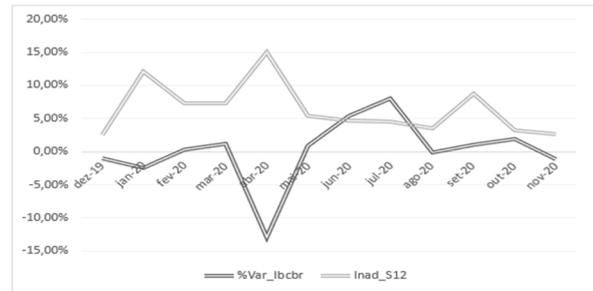


Gráfico 13 - Safra 13

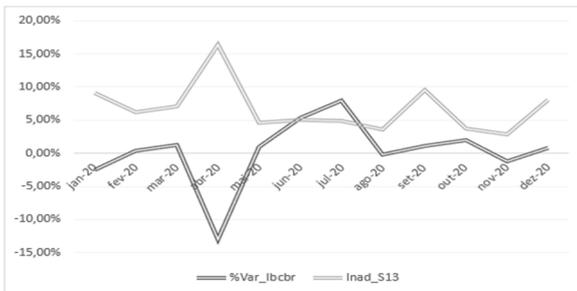


Gráfico 14 – Safra 14



Fonte: A autora (2022).

Entre as Safras 15 e 20, nas quais todos os meses do estudo já contemplam os efeitos da pandemia de COVID-19 no Brasil, que teve seu início em março de 2020, manteve-se a relação inversa observada nas Safras de 01 a 14..

Gráfico 15 - Safra 15

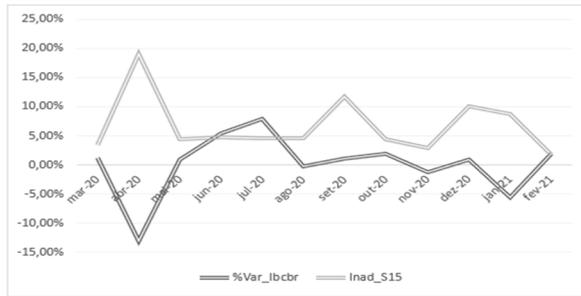


Gráfico 16 – Safra 16

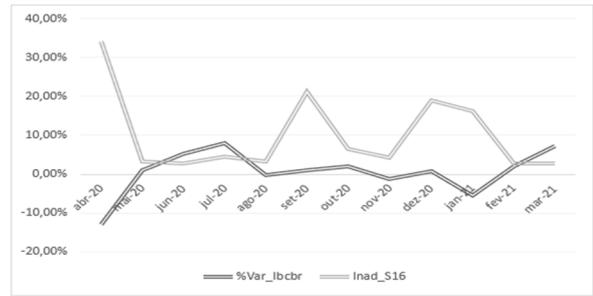


Gráfico 17 - Safra 17



Gráfico 18 – Safra 18

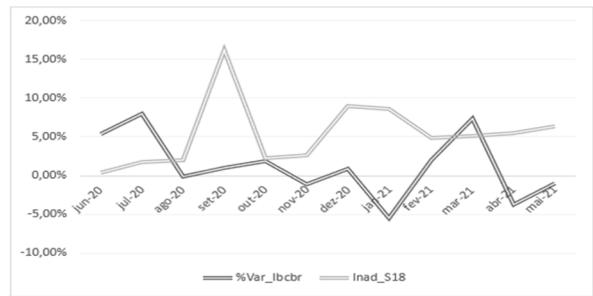


Gráfico 19 - Safra 19

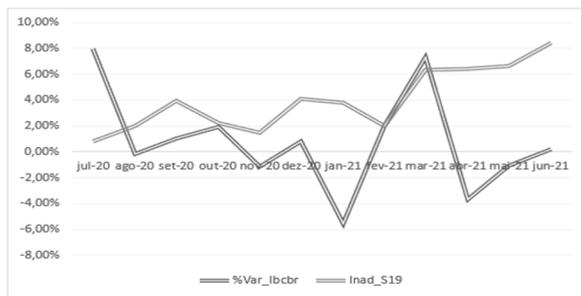
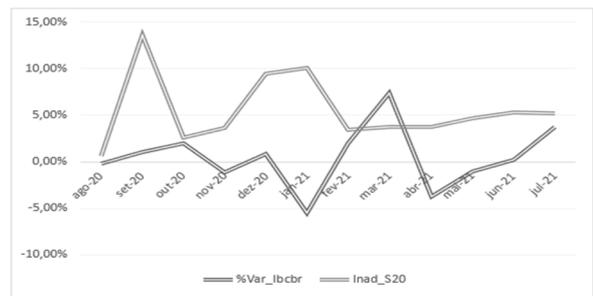


Gráfico 20 – Safra 20



Fonte: A autora (2022).

Para verificação da representatividade estatística da relação entre o IBC-BR e a Inadimplência, foram estimados, a regressão linear, e o coeficiente de correlação de cada safra.

A partir da análise gráfica, de maneira geral, parece ocorrer associação inversa entre as variáveis, ou seja nos 20 gráficos apresentados anteriormente, parece haver uma relação inversa entre a expectativa de crescimento da atividade econômica e o aumento da inadimplência.

A Tabela 3 apresenta o resumo<sup>2</sup> das estatísticas  $R^2$ ,  $p$  – *value* e coeficiente de correlação, para a variável IBC-BR sem e com ajuste sazonal (IBC\_BR\_SAZ).

Tabela 3 – Resumo por Safra:  $R^2$ ,  $p$  – *value* e coeficiente de correlação

	Inad_S01	Inad_S02	Inad_S03	Inad_S04	Inad_S05	Inad_S06	Inad_S07	Inad_S08	Inad_S09	Inad_S10
IBC-BR - $R^2$	0,2410	0,2095	0,0719	0,2689	0,0317	0,0008	0,0809	0,2335	0,2478	0,4693
IBC-BR - $p$ -value	0,1051	0,1346	0,3995	0,0841	0,5797	0,9314	0,3701	0,1115	0,0996	0,0140
IBC-BR - Correlação	0,4909	0,4577	0,2681	0,5185	0,1781	0,0279	-0,2845	-0,4833	-0,4977	-0,6851
IBC-BR_SAZ - $R^2$	0,0041	0,0149	0,0740	0,0302	0,0189	0,1204	0,2530	0,2968	0,4222	0,5228
IBC-BR_SAZ - $p$ -value	0,8434	0,7058	0,3924	0,5890	0,6699	0,2691	0,0955	0,0670	0,0222	0,0079
IBC-BR_SAZ - Correlação	-0,0642	0,1215	0,2717	0,1738	-0,1376	-0,3471	-0,5030	-0,5448	-0,6498	-0,7231

	Inad_S11	Inad_S12	Inad_S13	Inad_S14	Inad_S15	Inad_S16	Inad_S17	Inad_S18	Inad_S19	Inad_S20
IBC-BR - $R^2$	0,4698	0,4443	0,5605	0,5086	0,5277	0,5797	0,0844	0,1114	0,0446	0,0416
IBC-BR - $p$ -value	0,0139	0,0179	0,0051	0,0092	0,0075	0,0040	0,3596	0,2890	0,5098	0,5249
IBC-BR - Correlação	-0,6854	-0,6666	-0,7487	-0,7131	-0,7264	-0,7613	-0,2905	-0,3338	-0,2112	-0,2039
IBC-BR_SAZ - $R^2$	0,3751	0,3866	0,5449	0,5516	0,3727	0,5363	0,0448	0,1264	0,4096	0,0001
IBC-BR_SAZ - $p$ -value	0,0343	0,0309	0,0061	0,0057	0,0350	0,0068	0,5091	0,2568	0,0250	0,9755
IBC-BR_SAZ - Correlação	-0,6124	-0,6218	-0,7381	-0,7427	-0,6105	-0,7323	-0,2116	-0,3555	-0,6399	0,0099

Fonte: A autora (2022).

## 4.2. Relação entre o IPCA e a inadimplência

Os gráficos abaixo apresentam o comportamento da Inadimplência mensal das Safras 01 a 04 e sua relação com a variação do IPCA. Nota-se que ao longo das 20 safras os gráficos não evidenciam haver uma relação entre IPCA e a inadimplência.

Gráfico 21 - Safra 01

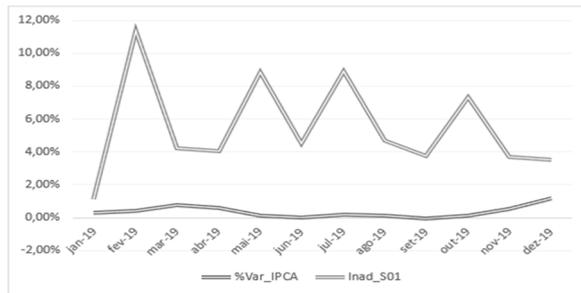


Gráfico 22 – Safra 02

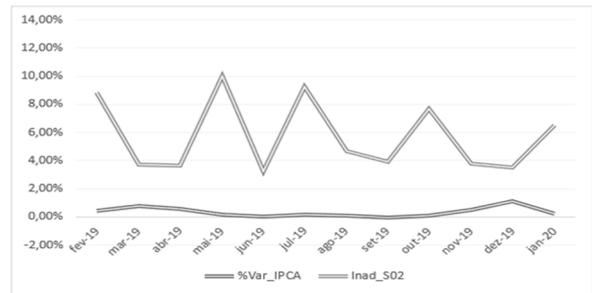


Gráfico 23 - Safra 03

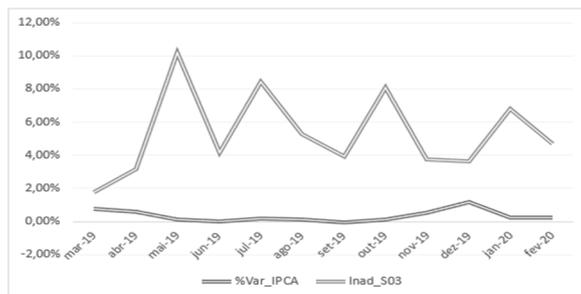


Gráfico 24 – Safra 04



Fonte: A autora (2022).

<sup>2</sup> O Anexo 1 contempla a tabela completa dos regressores para a variável IBC-BR.

Os gráficos abaixo apresentam o comportamento da Inadimplência mensal das Safras 05 a 12 e sua relação com a variação do IPCA. Nota-se que no mês de Dez/19 houve comportamento atípico da relação entre as variáveis, em todas as Safras (01 a 12) desse intervalo, quando a inadimplência se mantém em torno de 4,00% e a variação do IPCA tem pico de quase 1,00%.

Gráfico 25 - Safra 05



Gráfico 26 – Safra 06

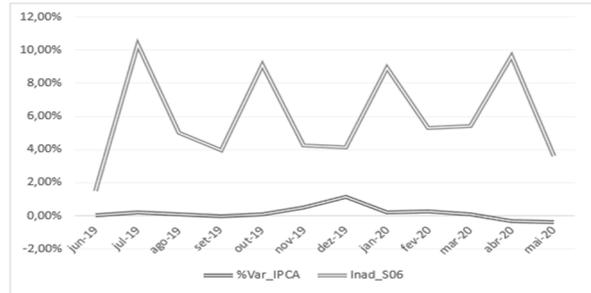


Gráfico 27 - Safra 07

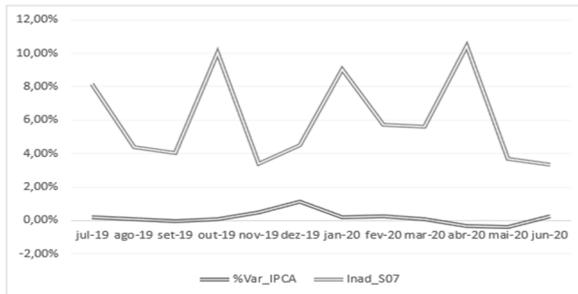


Gráfico 28 – Safra 08

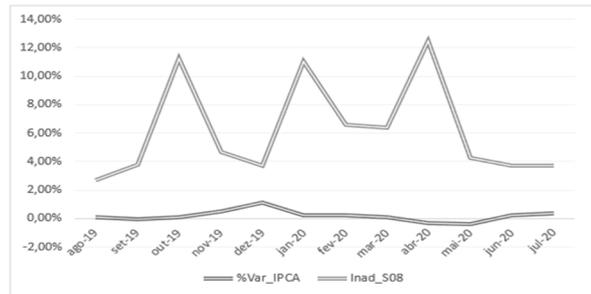


Gráfico 29 - Safra 09



Gráfico 30 – Safra 10

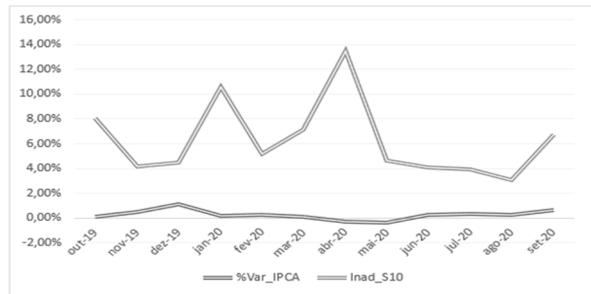


Gráfico 31 - Safra 11

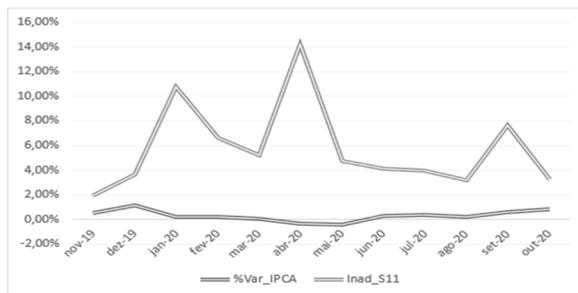
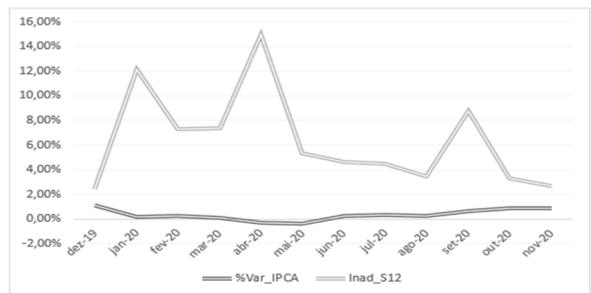


Gráfico 32 – Safra 12



Fonte: A autora (2022).

Os gráficos abaixo apresentam o comportamento da Inadimplência mensal das Safras 13 a 20 e sua relação com a variação do IPCA. Observa-se que a Safra 19, compreendida entre os meses de Jul/20 a Jun/2021 temos um pico de inadimplência, porém o a variação do IPCA manteve inferior a 1,00%.

Gráfico 33 - Safra 13

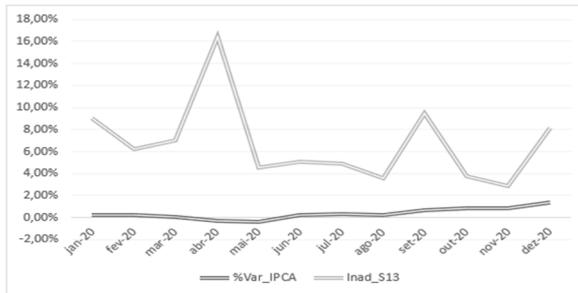


Gráfico 34 – Safra 14



Gráfico 37 - Safra 17

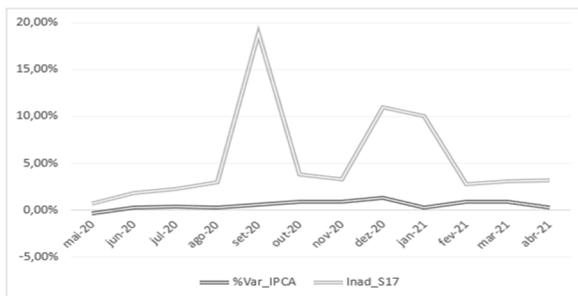


Gráfico 38 – Safra 18



Gráfico 39 - Safra 19

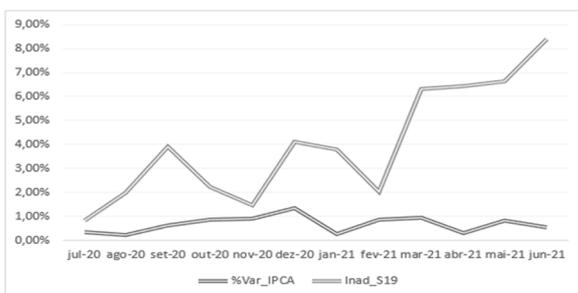
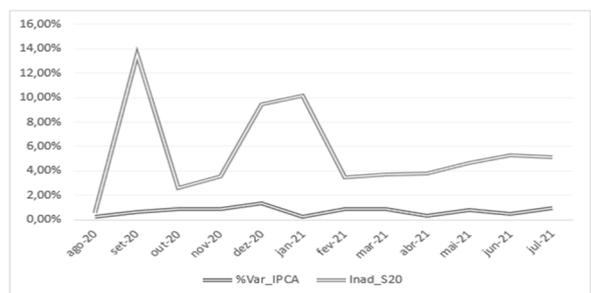


Gráfico 40 – Safra 20



Fonte: A autora (2022).

Para verificação da relação entre o IPCA e a Inadimplência foram estimados, a regressão linear, e o coeficiente de correlação de cada safra.

A Tabela 4 apresenta o resumo das estatísticas  $R^2$ ,  $p$  – value e coeficiente de correlação.

Tabela 4 – Resumo por Safra: R<sup>2</sup>, p – value e coeficiente de correlação – IPCA

	Inad_S01	Inad_S02	Inad_S03	Inad_S04	Inad_S05	Inad_S06	Inad_S07	Inad_S08	Inad_S09	Inad_S10
IPCA - R <sup>2</sup>	0,0533	0,1156	0,2583	0,1426	0,0925	0,0191	0,0698	0,1129	0,0907	0,1769
IPCA - p-value	0,4702	0,2796	0,0916	0,2262	0,3365	0,6684	0,4066	0,2856	0,3414	0,1734
IPCA - Correlação	-0,2310	-0,3400	-0,5083	-0,3776	-0,3042	-0,1382	-0,2642	-0,3360	-0,3012	-0,4206

	Inad_S11	Inad_S12	Inad_S13	Inad_S14	Inad_S15	Inad_S16	Inad_S17	Inad_S18	Inad_S19	Inad_S20
IPCA - R <sup>2</sup>	0,2197	0,3368	0,0867	0,0881	0,0510	0,0349	0,1055	0,0575	0,0009	0,0075
IPCA - p-value	0,1243	0,0479	0,3528	0,3487	0,4802	0,5608	0,3030	0,4527	0,9272	0,7896
IPCA - Correlação	-0,4687	-0,5803	-0,2945	-0,2969	-0,2259	-0,1869	0,3248	0,2398	0,0297	0,0863

Fonte: A autora (2022).

### 4.3. Relação entre a inadimplência e o Ibovespa

Os gráficos abaixo apresentam o comportamento da Inadimplência mensal das Safras de 01 a 06 e sua relação com a variação do Ibovespa (IBOV). Pode-se notar que ao longo das 06 safras os gráficos evidenciam a existência de uma relação inversa entre o Ibovespa e a inadimplência.

Gráfico 41 - Safra 01

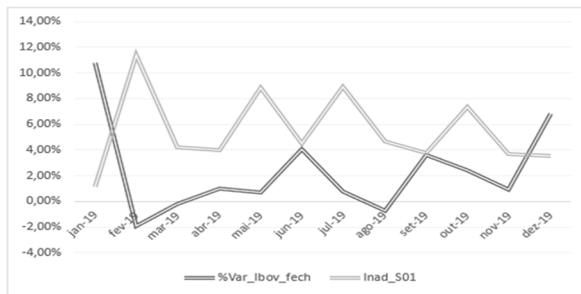


Gráfico 42 – Safra 02

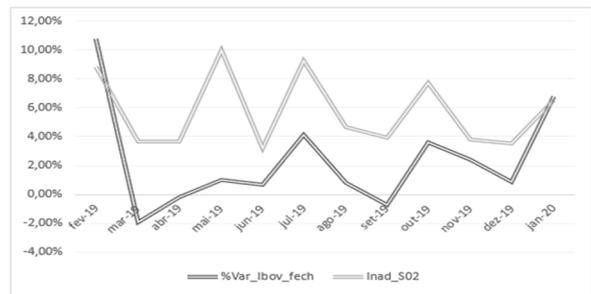


Gráfico 43 - Safra 03

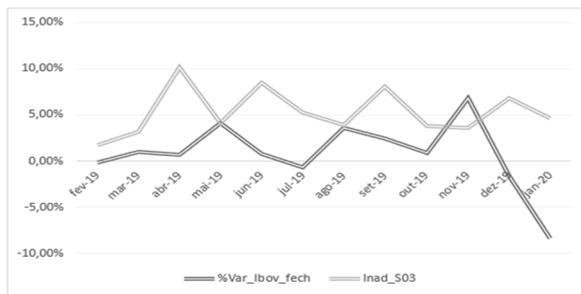


Gráfico 44 – Safra 04



Gráfico 45 - Safra 05

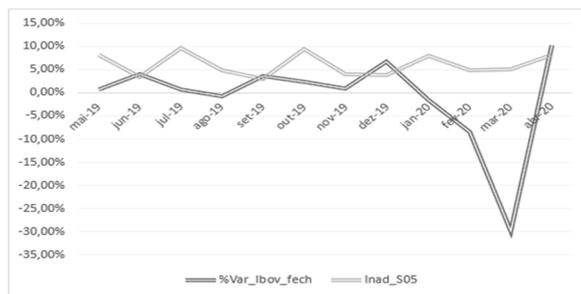
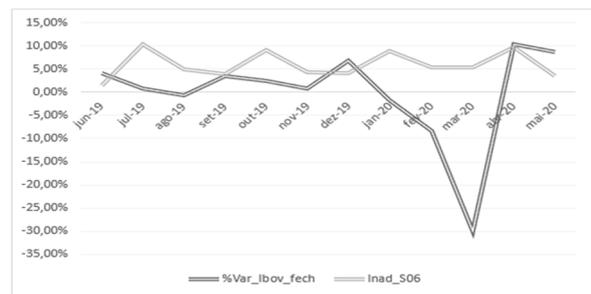


Gráfico 46 – Safra 06



Fonte: A autora (2022).

Os gráficos abaixo apresentam o comportamento da Inadimplência mensal das Safras de 07 a 14 e sua relação com a variação do Ibovespa (IBOV). Em geral, aparenta-se haver uma relação inversa entre o IBOV e a inadimplência, porém em Mar/20, para todas as Safras do período, apesar de haver uma queda acentuada no IBOV não observamos um aumento de inadimplência, pelo contrário, a inadimplência manteve-se no patamar de 5,00%.

Gráfico 47 - Safra 07

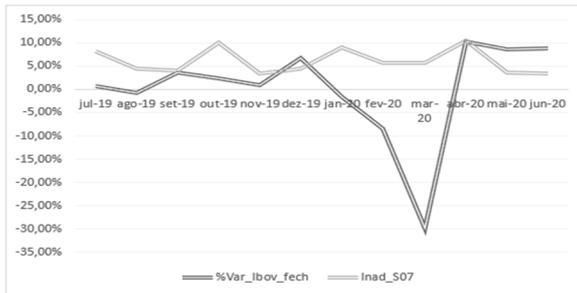


Gráfico 48 – Safra 08

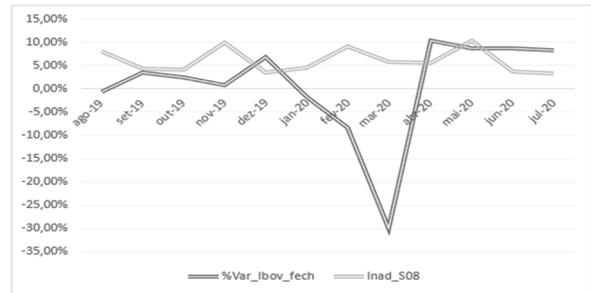


Gráfico 49 - Safra 09



Gráfico 50 – Safra 10

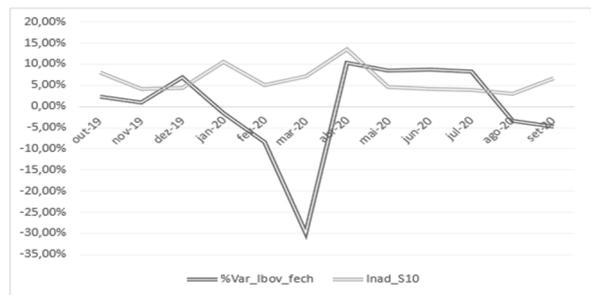


Gráfico 51- Safra 11

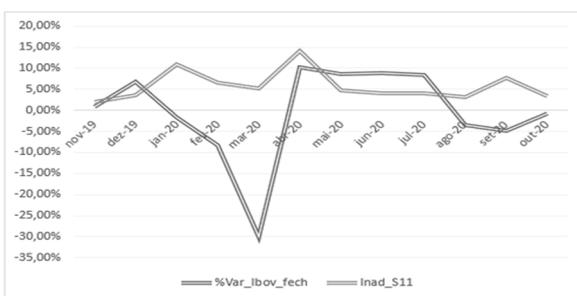


Gráfico 52 – Safra 12



Gráfico 53 - Safra 13

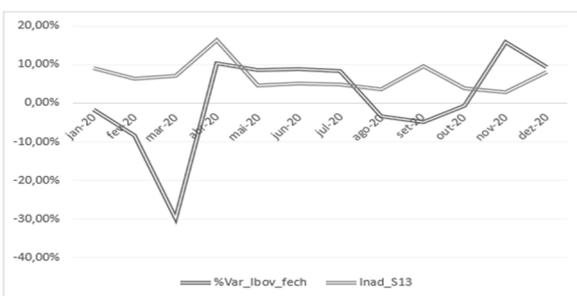
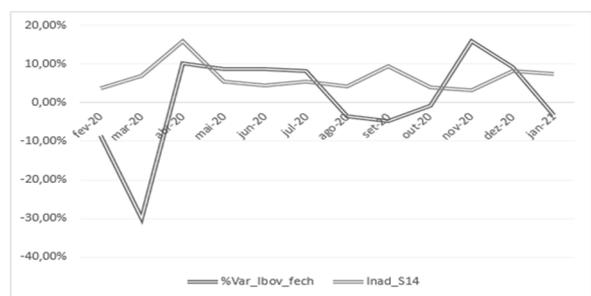


Gráfico 54 – Safra 14



Fonte: A autora (2022).

Os gráficos abaixo apresentam o comportamento da Inadimplência mensal das Safras de 15 a 20 e sua relação com a variação do Ibovespa (IBOV). Apesar de, em geral, o IBOV indicar uma relação inversa com a inadimplência, para as Safras do período ilustrado, destaca-se que no mês de Nov/20 o IBOV tem um pico porém em nenhuma das safras podemos observar uma queda de mesma força na inadimplência.

Gráfico 55 - Safra 15

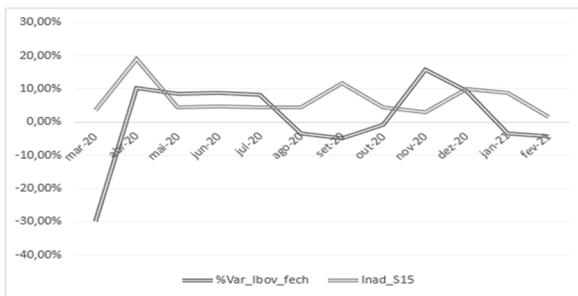


Gráfico 56 – Safra 16

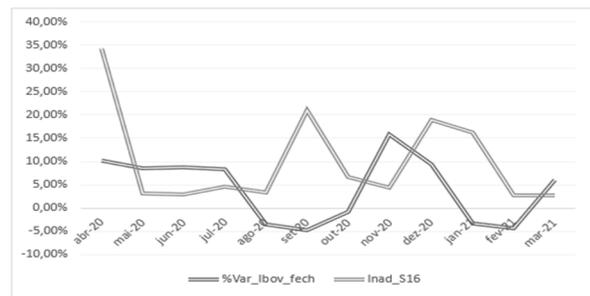


Gráfico 57 - Safra 17

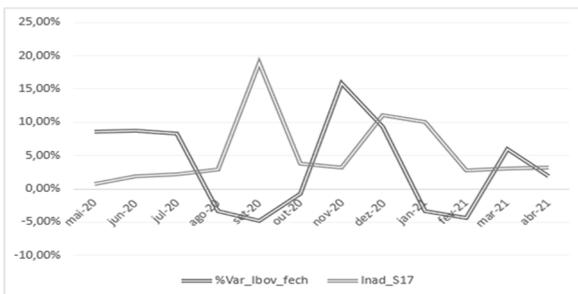


Gráfico 58 – Safra 18

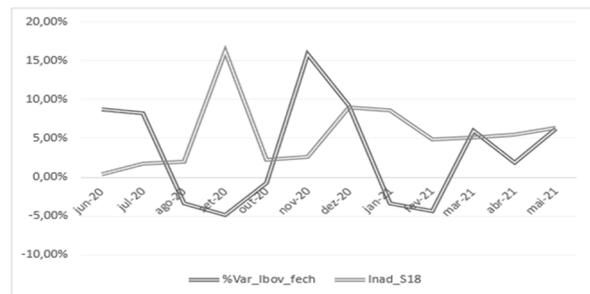


Gráfico 59 - Safra 19

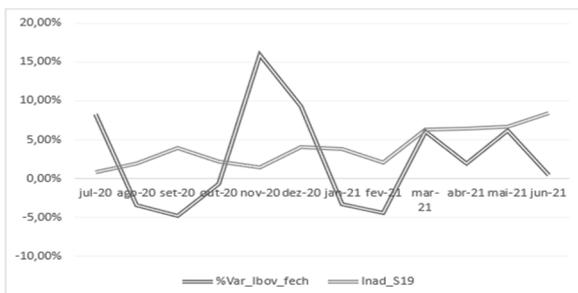
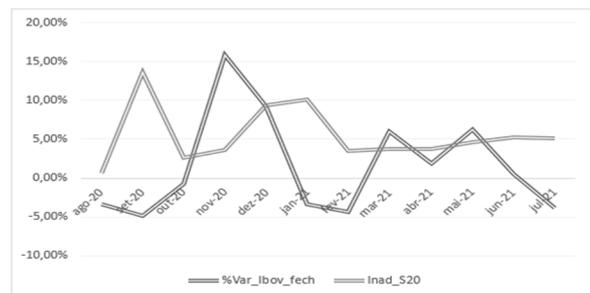


Gráfico 60 – Safra 20



Fonte: A autora (2022).

Para verificação da relação entre o IBOV e a Inadimplência foram estimados, a regressão linear, e o coeficiente de correlação de cada safra.

A Tabela 5 apresenta o resumo das estatísticas  $R^2$ ,  $p$  – value e coeficiente de correlação.

Tabela 5 – Resumo por Safra:  $R^2$ ,  $p$  – *value* e coeficiente de correlação – Ibovespa

	Inad_S01	Inad_S02	Inad_S03	Inad_S04	Inad_S05	Inad_S06	Inad_S07	Inad_S08	Inad_S09	Inad_S10
IBOV - $R^2$	0,4241	0,1907	0,0071	0,0000	0,0188	0,0003	0,0002	0,0036	0,0015	0,0002
IBOV - $p$ - <i>value</i>	0,0218	0,1558	0,7949	0,9993	0,6705	0,9571	0,9697	0,8534	0,9044	0,9651
IBOV - Correlação	-0,6512	-0,4367	-0,0842	-0,0003	0,1372	0,0175	0,0124	-0,0599	-0,0389	-0,0142

	Inad_S11	Inad_S12	Inad_S13	Inad_S14	Inad_S15	Inad_S16	Inad_S17	Inad_S18	Inad_S19	Inad_S20
IBOV - $R^2$	0,0057	0,0248	0,0001	0,0023	0,0464	0,0002	0,1463	0,1527	0,0042	0,0209
IBOV - $p$ - <i>value</i>	0,8155	0,6250	0,9707	0,8836	0,5013	0,9617	0,2197	0,2092	0,8414	0,6539
IBOV - Correlação	0,0756	-0,1575	-0,0119	0,0474	0,2154	0,0156	-0,3826	-0,3907	-0,0648	-0,1446

Fonte: A autora (2022).

## 5. CONCLUSÕES

O objetivo deste trabalho consistiu na verificação de quais variáveis macroeconômicas poderiam ser utilizadas para fins de atribuição da Perda Esperada de Crédito, com a abordagem dada pelo IFRS 9, ou seja, agregando ao estudo uma visão prospectiva, criando assim uma relação de influência dessas projeções no provisionamento de operações de crédito.

Para medir a relação entre essas variáveis e a perda esperada de crédito, considerando que no Brasil as instituições financeiras para fins regulatórios ainda atuam com o provisionamento baseado na perda incorrida, foi selecionada a variável inadimplência para verificar a existência de tal relação.

Dentre as variáveis macroeconômicas foi estudado o comportamento prospectivo por meio do IBC-BR, que pode ser entendido como a estatística que mede a antecipação do resultado do Produto Interno Bruto (PIB), agregando ao estudo a componente prospectiva que o CECL visa alcançar.

Pela relevância do comportamento dos preços na economia, foi também utilizado o IPCA para verificar se este índice seria uma *proxy* interessante para prever um aumento (ou decréscimo) nos níveis de inadimplência das pessoas jurídicas.

Outrossim, o Ibovespa é a medida que captura o comportamento do mercado, que, grosso modo, representaria ao estudo a precificação dos investidores quanto ao nível de risco da economia, assim, diante de um cenário em que a precificação de mercado estivesse em baixa esperava-se enxergar um aumento nos níveis de inadimplência.

Os Gráficos de 01 a 20 indicam parecer haver uma relação entre o IBC-BR e a inadimplência das 20 Safras estudadas, porém na Tabela 3 podemos verificar que das 20 Safras em 8 apresentou-se coeficiente de correlação maior do |0,5| e também em 8 delas apresentou-se coeficiente de correlação menor do |0,3|.

Ainda sobre o IBC-BR, optou-se por utilizar também a série com sazonal, onde verificou-se que em 55% das safras foi observada um coeficiente de correlação maior do que  $|0,5|$ .

Quando considerada a inadimplência média das 20 Safras, conforme Anexo 2, é possível verificar que na média o IBC-BR com ajuste sazonal apresenta uma correlação linear moderada em relação a inadimplência.

O IPCA apresentou um coeficiente de correlação menor do que  $|0,2|$  em 50% das Safras, indicando que a relação com a inadimplência é fraca, corroborando a percepção observada nos Gráficos de 21 a 40.

O Ibovespa que nos Gráficos de 41 a 60 parecem indicar uma relação negativa entre a variáveis, quando submetidos ao teste de correlação em apenas 10% das Safras apresentou uma correlação. Ambas ocorrências são nas Safras iniciais que apresentam no máximo um mês após surgirem os primeiros casos de COVID-19.

Os resultados obtidos não são estatisticamente robustos o suficiente para afirmar que o IBC-BR com e sem ajuste sazonal representam uma boa medida para ser incorporada no cálculo da CECL. Entretanto, indicam que outros estudos devem ser desenvolvidos, a fim de determinar, com robustez estatística suficiente, qual a relação dessas variáveis com a inadimplência e então oferecer uma possibilidade adicionar essa componente no cálculo de provisionamento dos bancos.

Em virtude da baixa correlação entre as variáveis o trabalho limitou-se ao estudo da PD nas 20 safras, não tendo sido possível imputar tais variáveis no cálculo da CECL.

Outra imitação do estudo, é que por não haver uma forte correlação entre as variáveis, também não foi testada a causalidade entre a variação nos indicadores macroeconômicos e a inadimplência das Safras.

Para estudos futuros, uma vez encontrada a relação entre as variáveis macroeconômicas e a inadimplência, será importante verificar o comportamento entre as Safras, porque pode haver algum tipo de sazonalidade a ser explorada. Além disso, outro aspecto relevante consistirá na verificação do tempo de resposta entre a variável macro e a inadimplência, visto que pode levar um certo tempo até que a variação na variável macroeconômica seja refletida no aumento ou decréscimo da inadimplência ou até mesmo da perda esperada.

## Anexo 1 – Regressão por Safra – Variáveis: IBC-BR e IBC-BR com ajuste sazonal

	<i>coeff</i>	<i>std err</i>	<i>t stat</i>	<i>p-value</i>		<i>coeff</i>	<i>std err</i>	<i>t stat</i>	<i>p-value</i>
<i>Intercept</i>	0,0544	0,0078	7,0013	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0575	0,0079	7,3277	0,0000
Safra 01 IBC-BR - %	0,5020	0,2818	1,7817	0,1051	Safra 11 IBC-BR - %	-0,4812	0,1617	-2,9768	0,0139
<i>Intercept</i>	0,0549	0,0089	6,1634	0,0001	<i>Intercept</i>	0,0577	0,0085	6,7676	0,0000
Safra 01 IBC-BR_SAZ - %	-0,3561	1,7563	-0,2028	0,8434	Safra 11 IBC-BR_SAZ - %	-0,5430	0,2217	-2,4498	0,0343
<i>Intercept</i>	0,0570	0,0069	8,2370	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0645	0,0089	7,2878	0,0000
Safra 02 IBC-BR - %	0,4037	0,2480	1,6278	0,1346	Safra 12 IBC-BR - %	-0,5215	0,1844	-2,8277	0,0179
<i>Intercept</i>	0,0572	0,0077	7,3951	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0642	0,0093	6,9052	0,0000
Safra 02 IBC-BR_SAZ - %	0,5652	1,4550	0,3885	0,7058	Safra 12 IBC-BR_SAZ - %	-0,6081	0,2423	-2,5103	0,0309
<i>Intercept</i>	0,0530	0,0073	7,2176	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0690	0,0075	9,1978	0,0000
Safra 03 IBC-BR - %	0,2315	0,2630	0,8800	0,3995	Safra 13 IBC-BR - %	-0,5584	0,1564	-3,5711	0,0051
<i>Intercept</i>	0,0515	0,0076	6,8178	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0682	0,0076	8,9468	0,0000
Safra 03 IBC-BR_SAZ - %	1,3446	1,5043	0,8938	0,3924	Safra 13 IBC-BR_SAZ - %	-0,6877	0,1988	-3,4600	0,0061
<i>Intercept</i>	0,0533	0,0060	8,9010	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0655	0,0076	8,6678	0,0000
Safra 04 IBC-BR - %	0,4435	0,2312	1,9178	0,0841	Safra 14 IBC-BR - %	-0,4859	0,1510	-3,2169	0,0092
<i>Intercept</i>	0,0536	0,0071	7,5651	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0661	0,0072	9,1545	0,0000
Safra 04 IBC-BR_SAZ - %	0,2503	0,4483	0,5582	0,5890	Safra 14 IBC-BR_SAZ - %	-0,6600	0,1882	-3,5076	0,0057
<i>Intercept</i>	0,0617	0,0076	8,1703	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0680	0,0103	6,6305	0,0001
Safra 05 IBC-BR - %	0,0951	0,1661	0,5724	0,5797	Safra 15 IBC-BR - %	-0,6809	0,2037	-3,3427	0,0075
<i>Intercept</i>	0,0593	0,0078	7,5645	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0684	0,0118	5,7873	0,0002
Safra 05 IBC-BR_SAZ - %	-0,1049	0,2388	-0,4392	0,6699	Safra 15 IBC-BR_SAZ - %	-0,7466	0,3063	-2,4375	0,0350
<i>Intercept</i>	0,0595	0,0089	6,6807	0,0001	<i>Intercept</i>	0,1096	0,0202	5,4154	0,0003
Safra 06 IBC-BR - %	0,0173	0,1955	0,0883	0,9314	Safra 16 IBC-BR - %	-1,3788	0,3713	-3,7136	0,0040
<i>Intercept</i>	0,0561	0,0085	6,5830	0,0001	<i>Intercept</i>	0,1104	0,0213	5,1851	0,0004
Safra 06 IBC-BR_SAZ - %	-0,2993	0,2558	-1,1701	0,2691	Safra 16 IBC-BR_SAZ - %	-2,0202	0,5940	-3,4008	0,0068
<i>Intercept</i>	0,0596	0,0078	7,6925	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0586	0,0164	3,5809	0,0050
Safra 07 IBC-BR - %	-0,1539	0,1640	-0,9385	0,3701	Safra 17 IBC-BR - %	-0,3826	0,3985	-0,9601	0,3596
<i>Intercept</i>	0,0581	0,0071	8,2150	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0617	0,0200	3,0806	0,0116
Safra 07 IBC-BR_SAZ - %	-0,3574	0,1942	-1,8404	0,0955	Safra 17 IBC-BR_SAZ - %	-0,6408	0,9357	-0,6848	0,5091
<i>Intercept</i>	0,0611	0,0092	6,6725	0,0001	<i>Intercept</i>	0,0583	0,0130	4,4859	0,0012
Safra 08 IBC-BR - %	-0,3214	0,1841	-1,7455	0,1115	Safra 18 IBC-BR - %	-0,3543	0,3165	-1,1197	0,2890
<i>Intercept</i>	0,0603	0,0088	6,8665	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0640	0,0149	4,3001	0,0016
Safra 08 IBC-BR_SAZ - %	-0,4803	0,2338	-2,0543	0,0670	Safra 18 IBC-BR_SAZ - %	-0,8717	0,7247	-1,2028	0,2568
<i>Intercept</i>	0,0619	0,0090	6,8606	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0412	0,0074	5,5779	0,0002
Safra 09 IBC-BR - %	-0,3296	0,1816	-1,8148	0,0996	Safra 19 IBC-BR - %	-0,1328	0,1943	-0,6836	0,5098
<i>Intercept</i>	0,0617	0,0079	7,8026	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0493	0,0067	7,4080	0,0000
Safra 09 IBC-BR_SAZ - %	-0,5612	0,2076	-2,7030	0,0222	Safra 19 IBC-BR_SAZ - %	-1,2168	0,4620	-2,6337	0,0250
<i>Intercept</i>	0,0632	0,0069	9,2131	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0561	0,0110	5,0876	0,0005
Safra 10 IBC-BR - %	-0,4144	0,1393	-2,9738	0,0140	Safra 20 IBC-BR	-0,2257	0,3425	-0,6589	0,5249
<i>Intercept</i>	0,0624	0,0065	9,5989	0,0000	<i>Intercept</i>	0,0548	0,0123	4,4417	0,0013
Safra 10 IBC-BR_SAZ - %	-0,5623	0,1699	-3,3102	0,0079	Safra 20 IBC-BR_SAZ	0,0356	1,1326	0,0314	0,9755

## Anexo 2 – Inadimplência média por Safra e o Coeficiente de Correlação

	Coeficiente de Correlação				
	Inadimplência Média	IBC_BR	IBC_BR adj	IPCA	Ibovespa
Safra01	5,5%	0,49015	-0,06422	-0,23098	-0,65135
Safra02	5,7%	0,45712	0,12147	-0,33995	-0,43716
Safra03	5,3%	0,26768	0,27165	-0,50825	-0,08326
Safra04	5,3%	0,51838	0,17378	-0,37763	-0,00015
Safra05	6,1%	-0,03971	-0,03971	-0,03971	-0,03971
Safra06	5,9%	0,02794	-0,34711	-0,13817	0,01768
Safra07	6,0%	-0,28450	-0,50302	-0,26421	0,01349
Safra08	6,2%	-0,48334	-0,54481	-0,33603	-0,05833
Safra09	6,3%	-0,49789	-0,64979	-0,30121	-0,03823
Safra10	6,3%	-0,68505	-0,72311	-0,42056	-0,01334
Safra11	5,8%	-0,68541	-0,61245	-0,46866	0,07686
Safra12	6,4%	-0,66665	-0,62178	-0,58035	-0,15640
Safra13	6,8%	-0,74877	-0,73814	-0,29450	-0,01152
Safra14	6,6%	-0,71328	-0,74274	-0,29692	0,04771
Safra15	6,7%	-0,72662	-0,61049	-0,22593	0,21596
Safra16	10,1%	-0,76144	-0,73231	-0,18692	0,01616
Safra17	5,3%	-0,29052	-0,21158	0,32477	-0,38295
Safra18	5,4%	-0,33393	-0,35547	0,23985	-0,39150
Safra19	4,0%	-0,21131	-0,63994	0,02967	-0,06439
Safra20	5,5%	-0,20406	0,00996	0,08634	-0,14485
	6,1%	-0,27856	-0,37799	-0,21647	-0,10426

## REFERÊNCIAS

BELLINI, T. **IFRS9 and CECL Credit Risk Modeling and Validation. A practical guide with examples worked in R and SAS.** 1st ed. Academic Press. Elsevier, 2019.

BERNANKE, B.S; GERTLER, M. Agency Cost, Net Worth and Business Fluctuations. **The American Economic Review**, v.79, n.1, p. 14-31. 1989. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/1804770>>

BERNANKE, B.S; GERTLER, M.. Inside the Black Box: The Credit Channel of Monetary Policy Transmission. **Journal of Economic Perspectives**, n. 4 p. 27-48.1995 Disponível em: < <https://pubs.aeaweb.org/doi/pdfplus/10.1257/jep.9.4.27>>

BIS - Bank for International Settlements. Marrying the Macro- and Micro-Prudential Dimensions of Financial Stability (March 1, 2001). **BIS Paper** n. 1. Disponível em: <<https://ssrn.com/abstract=1165494> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1165494>>

BLACK, F.; Scholes, M.The pricing of options and corporate liabilities. **Journal of Political Economy**, 81, pp. 637-654. 1973. Disponível em : <[https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/9789814759588\\_0001](https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/9789814759588_0001)>

BRASIL. Resolução CMN (Conselho Monetário Nacional) nº 2.682 de 21 de dezembro de 1999. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Diário Oficial da República Federativa do Brasil.

BRASIL. Resolução CMN (Conselho Monetário Nacional) nº 3.786, de 29 de Setembro de 2009. Dispõe sobre a elaboração e a divulgação de demonstrações contábeis consolidadas com base no padrão contábil emitido pelo International Accounting Standards Board (IASB).

BRITO, G. A.; ASSAF NETO, A. . CORRAR, L. J.. Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. **Revista Contabilidade & Finanças**, USP, São Paulo, v. 20, n. 51, p. 28-43, setembro/dezembro. 2009.

CANECA, R. L.. **Provisão para perdas com créditos de liquidação duvidosa de bancos e ciclos econômicos: o caso brasileiro.** Tese (Doutorado em Ciências Contábeis) – Programa Multi-Institucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, Universidade de Brasília, Universidade Federal da Paraíba, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Brasília, 2015

CARDOSO, F. A. **Perdas Esperadas versus Perdas Incorridas: qual modelo reflete mais apropriadamente as perdas efetivas dos bancos brasileiros?.** Trabalho de Conclusão de curso (Monografia) – Ciências Contábeis – Brasília, Universidade de Brasília, 2016.

CARLING, K. et al. Corporate credit risk modeling and the macroeconomy. **Journal of Banking & Finance**. Amsterdam, v. 31, n. 3, p.845- 868, mar. 2007. Disponível em: <<https://www-sciencedirect.ez54.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S037842660600210X>>

CRÉDITO. In: OXFORD Languages and Google. Disponível em: <[www.google.com](http://www.google.com)>

CVM. **Programa Bem-Estar financeiro. Módulo 2 – Crédito e Endividamento.** p. 14-18. 2018. Disponível em: <[https://www.investidor.gov.br/portaldoinvestidor/export/sites/portaldoinvestidor/menu/Menu\\_Academico/Programa\\_Bem-Estar\\_Financeiro/Apostilas/apostila\\_02-bef-credito.pdf](https://www.investidor.gov.br/portaldoinvestidor/export/sites/portaldoinvestidor/menu/Menu_Academico/Programa_Bem-Estar_Financeiro/Apostilas/apostila_02-bef-credito.pdf)>

FERNANDES, D. T. et al. Os impactos da resolução n. 2.682 e dos programas de reestruturação do Sistema Financeiro Nacional no nível de provisionamento da carteira de crédito do setor bancário. **Revista Contabilidade & Finanças [online]**. 2008, v. 19, n. 47, pp. 44-55. Disponível em: <<https://doi.org/10.1590/S1519-70772008000200005>>. Epub 29 Ago 2008. ISSN 1808-057X. <https://doi.org/10.1590/S1519-70772008000200005>.

FIGUEIREDO, A. M. **Econometria: exemplo de dados em painel em R - Torres-Reyna data.** Campo Grande-MS, Brasil: RStudio/Rpubs, 2019. Disponível em: <[http://rpubs.com/amrofi/Econometrics\\_panel\\_torres\\_reyna](http://rpubs.com/amrofi/Econometrics_panel_torres_reyna)> em <[https://adrianofigueiredo.netlify.app/post/Econometrics\\_panel\\_torres\\_reyna/](https://adrianofigueiredo.netlify.app/post/Econometrics_panel_torres_reyna/)>.

FILHO, D. B.; JÚNIOR, J. A. Desvendando os Mistérios do Coeficiente de Correlação de Pearson (r). **Revista Política Hoje**, v. 18, n. 1, 2009. Disponível em: <<https://periodicos.ufpe.br/revistas/politica hoje/article/viewFile/3852/3156>>

HAMERLE, A. et al. Integrating macroeconomic risk factors into credit portfolio models. **The Journal of Risk Model Validation**, v. 5, n. 2, p. 3–24, 2011.

HOMAPOUR, E.; SU, L.; CARAFFINI, F.; CHICLANA, F. Regression Analysis of Macroeconomic Conditions and Capital Structures of Publicly Listed British Firms. **Mathematics** 2022, 10, 1119. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/math10071119>>

HOPKINS, P; THOMPSON, C. **Fundamentals of Risk Management: Understanding, Evaluating and Implementing Effective Enterprise Risk Management.** 6<sup>th</sup> ed. Kogan Page, 2021.

LIAO, T.F. *Interpreting probability models: Logit, Probit, and Other generalized linear models.* **Sage University Paper.** Series on Quantitative Applications in the social Sciences. p. 07-101. Thousands Oaks, CA: Sage, 1994.

MARINS, J. T.; NEVES, M. B.. Inadimplência de Crédito e Ciclo Econômico: Um exame da relação no mercado brasileiro de crédito corporativo. Trabalhos para Discussão, v. 304, **Banco Central do Brasil**, 2013. Disponível em <https://www.bcb.gov.br/pec/wps/port/TD304.pdf> Acesso em 22 de julho de 2017

MARQUES, L.F. **Gerenciamento o Risco de Crédito: cálculo do risco de crédito para a carteira de um banco de varejo.** Dissertação (Programa de Pós-graduação em Administração) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grade do Sul, 2002. Disponível em: <<https://www.investidor.gov.br/portaldoinvestidor/export/sites/portaldoinvestidor/menu/>>

Menu\_Academico/Programa\_Bem-Estar\_Financeiro/Apostilas/apostila\_02-bef-credito.pdf

**MARTINEZ, A. L.; LOOSE, A.S.** Provisão para créditos de liquidação duvidosa e controles de limites de solvência em instituições bancárias no Brasil. **Revista Contemporânea de Contabilidade**. v.16, n. 41, Out-Dez. 2019. Disponível em:<<https://doi.org/10.5007/2175-8069.2019v16n41p23>>

MERTON R.C. On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. **The Journal of Finance**, 29 (2) pp. 449-470. 1974. Disponível em : <<https://www.jstor.org/stable/2978814>>

NUNES, C. K.. **Modelo de Risco de Crédito e a relação com variáveis econômicas**. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Economia do Desenvolvimento. PUC/RS,2017.

PEREIRA, J. V. **Modelo de Estresse de Risco de Crédito para Instituição Financeira**. Dissertação (Mestrado Profissional em Computação aplicada). Universidade de Brasília, 2019.

QU, Y. Macro Economic Factors and Probability of Default. **European Journal of Economics, Finance and Administrative Sciences**, n. 13, p. 192–215, 2008.

SECURATO, J. C. **Crédito – Análise e avaliação de Risco: Pessoas Físicas e jurídicas**. 2 ed. São Paulo: Saint Paul Editora, 2012

SCHECHTMAN, R. et al. Credit Risk measurement and the regulation of bank capital and provision requirements in Brazil: a corporate analysis. Brasília: **Banco Central do Brasil**. 2004 46p. (trabalhos para discussão,91). Disponível em [www.bcb.gov.br/pec/wps/ing/wps91.pdf](http://www.bcb.gov.br/pec/wps/ing/wps91.pdf).

SCHECHTMAN, R.; GAGLIANONE, W. P. Macro stress testing of credit risk focused on the tails. **Journal of Financial Stability**, v. 8, n. 3, p. 174–192, set. 2012.

SILVA, J. P. **Gestão e análise de risco de crédito**. 6 ed. São Paulo: Atlas,2008.

TIRYAKI, G. F.; GAVAZZA, I. O.; ANDRADE, C. M.; MOTA, A. L.. **Ciclos de crédito, inadimplência e as flutuações econômicas no Brasil**. Revista Econômica contemporânea. 2017.disponível em: <https://doi.org/10.1590/198055272112>

VAN DEN END, J.; HOEBERICHTS, M.; TABBAE, M. Modelling Scenario Analysis and Macro Stress-testing. **DNB Working Papers**, v. 119, n. 1, p. 1–14, 2006.

WILSON, T. C. Portfolio Credit Risk . **Economic Policy Review**. v. 4, n. 3. October 1998. Disponível em: <<https://ssrn.com/abstract=1028756> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1028756>>

YAN A.X., SHI J., WU C. Do macroeconomic variables matter for pricing default risk? **International Review of Economics & Finance**, 17 (2) , pp. 279-291, 2008. Disponível em: < <https://doi.org/10.1016/j.iref.2006.08.006>>