

UNIVERSIDADE CATÓLICA DE BRASÍLIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA
MESTRADO
DISCIPLINA: EPISTEMOLOGIA
PROFESSOR DR. MATHEUS ANTHONY DE MELO

Projeto de Pesquisa

Gustavo Coelho Haase
UC 24150135

Influência de fatores macroeconômicos na inadimplência de operações de crédito.

1. Introdução

Nos últimos anos, as instituições financeiras têm enfrentado desafios crescentes na gestão eficaz do risco de crédito. Nesse contexto, a validação e aprimoramento contínuo dos modelos de risco tornaram-se cruciais para garantir a estabilidade financeira e a sustentabilidade das operações. Este projeto propõe uma investigação detalhada sobre a inadimplência de operações de crédito, com foco na previsão e gestão de riscos para instituições financeiras.

A utilização de modelos de previsão de riscos é uma prática comum em instituições financeiras, visando a uma melhor tomada de decisão e mitigação de perdas. No entanto, a eficácia desses modelos depende da sua validação constante e da sua capacidade de capturar adequadamente os diferentes aspectos do risco de crédito. Esta pesquisa visa preencher lacunas existentes na literatura atual, fornecendo insights valiosos para melhorar a precisão e a confiabilidade dos modelos de risco de crédito.

A questão principal de pesquisa é estudar a seguinte questão especificamente: Como as oscilações nas taxas de juros, inflação e taxas de desemprego influenciam na inadimplência de operações de crédito no mercado brasileiro?

Também examinaremos o desempenho dos modelos econométricos clássicos, como o VAR (*Vector Autoregression*), em comparação com as técnicas mais recentes de *machine learning*. Além disso, discutiremos as principais limitações dos modelos de risco de crédito existentes e exploraremos como as instituições financeiras podem aprimorar a validação desses modelos para garantir uma gestão mais eficaz do risco de crédito.

Nosso objetivo específico é analisar criticamente os modelos de previsão de riscos existentes, identificando suas principais características e limitações. Além, de desenvolver um framework de validação de modelos de risco de crédito, incorporando as melhores práticas e diretrizes regulatórias e avaliar a eficácia e a precisão dos modelos de risco de

crédito por meio de testes de estresse e análise comparativa, propondo recomendações para aprimorar a gestão do risco de crédito com base nos resultados da pesquisa.

E o objetivo geral é estudar como as instituições financeiras usam modelos de risco de crédito, validando e melhorando esses modelos, fazendo uma análise dos fatores macroeconômicos que influenciam o risco de crédito em situações de juros altos, desemprego e outras variáveis, e medir o efeito nos modelos de risco de crédito.

2. Contextualização

O risco de crédito, conforme definido por Bessis (1998), se refere às perdas decorrentes de um evento de default do tomador ou à deterioração de sua qualidade de crédito. Diversas situações podem caracterizar um evento de default de um tomador, conforme destacado pelo autor. Isso inclui atraso no pagamento de uma obrigação, descumprimento de uma cláusula contratual restritiva (*covenant*), início de um procedimento legal como concordata e falência, além da inadimplência de natureza econômica. Esta última ocorre quando o valor econômico dos ativos da empresa se reduz a um nível inferior ao das suas dívidas, indicando insuficiência dos fluxos de caixa esperados para liquidar as obrigações assumidas.

Considerando o cenário econômico brasileiro, é crucial analisar a influência de fatores macroeconômicos no risco de crédito. Elementos como a oscilação das taxas de juros, a taxa de inadimplência e os índices de desemprego exercem significativa influência sobre a capacidade dos tomadores de honrar seus compromissos financeiros. A volatilidade das taxas de juros pode afetar diretamente a capacidade de pagamento dos devedores, enquanto altas taxas de desemprego tendem a aumentar o risco de inadimplência, impactando negativamente o desempenho dos empréstimos e investimentos.

Assim, é fundamental investigar como esses elementos do contexto macroeconômico brasileiro influenciam o risco de crédito das instituições financeiras. Compreender a inter-relação entre esses fatores e o desempenho dos modelos de previsão de riscos é essencial

para aprimorar as práticas de gestão de risco de crédito e garantir a sustentabilidade das operações financeiras no mercado brasileiro.

Segundo Andrade (2005), os modelos de risco de crédito podem ser classificados em três grupos: modelos de classificação de risco, que utilizam técnicas estatísticas para prever eventos de default com um ano de antecedência; modelos estocásticos de risco de crédito, que usam dados históricos e testes estatísticos para avaliar a probabilidade e o impacto da inadimplência; e modelos de risco de portfólio, que consideram a diversificação e a correlação entre as diferentes carteiras creditícias

Os modelos de classificação de risco têm como propósito avaliar o risco associado a um tomador ou operação, fornecendo uma medida que reflete a probabilidade de default, comumente expressa por meio de uma classificação de risco (rating) ou uma pontuação (escore). Estes modelos são uma ferramenta fundamental para as instituições financeiras em seus processos de concessão de crédito. Por outro lado, os modelos estocásticos de risco de crédito visam analisar o comportamento estocástico do risco de crédito ou das variáveis que o influenciam. Estes modelos são amplamente empregados pelas instituições financeiras, principalmente para a precificação de títulos e derivativos de crédito.

Já os modelos de risco de carteira têm como objetivo estimar a distribuição estatística das perdas ou do valor de uma carteira de crédito, permitindo a obtenção de medidas que quantificam o risco agregado da carteira. São ferramentas cruciais no processo de gestão de riscos das instituições, uma vez que possibilitam a avaliação do risco de crédito de forma consolidada, considerando os efeitos da diversificação resultantes das correlações entre os ativos da carteira. Além disso, esses modelos são empregados para calcular o capital econômico a ser alocado pela instituição.

Para as instituições financeiras, o maior obstáculo foi criar um modelo adequado de cálculo baseado nas perdas esperadas de crédito. A IFRS 9 não define um modelo específico para o cálculo das perdas esperadas de crédito, exigindo que as instituições financeiras empreguem cenários, estimativas e metodologias distintas para estimar as perdas esperadas de crédito, o que gera divergências e aumenta a volatilidade na formação das perdas por imparidade (ORBAN, TAMIMI, 2020).

Alguns estudos de risco de crédito usaram indicadores macroeconômicos para melhorar os modelos. Em CARLING et. al (2007), eles usaram variáveis macro baseadas nos empréstimos de um banco sueco. Esse estudo foi parecido com outros, mas com diferenças nas premissas. Ao usar variáveis macro, eles aumentaram as causas de inadimplência das firmas. Eles viram que o primeiro modelo foi mais eficaz para prever o risco de default, e que as variáveis macroeconômicas tinham mais importância do que só os indicadores financeiros.

3. Revisão de Literatura

De acordo com Abad e Suarez (2018), as provisões de perdas de crédito esperadas podem ser pró-cíclicas, ou seja, podem exacerbar as flutuações econômicas. Os autores discutem as implicações regulatórias e sugerem métodos para mitigar esse efeito, promovendo uma maior estabilidade financeira. No BCB, o documento que descreve o Sistema Brasileiro de Pagamentos (SPB) e sua importância para a estabilidade financeira do país. Destaca as principais funções, estrutura e os mecanismos de segurança e eficiência que suportam o SPB.¹

Por outro lado, Beatty e Liao (2014), *S. Financial Accounting in the Banking Industry: A Review of the Empirical Literature* a contabilidade financeira no setor bancário, focada em como práticas contábeis influenciam o comportamento bancário e a estabilidade financeira. Discute questões como a provisão de perdas de crédito e a regulação contábil. Bessis (1998) traz um guia completo sobre gestão de riscos no setor bancário, abordando tipos de riscos, técnicas de medição e estratégias de mitigação. Bessis combina teoria e prática para fornecer uma visão detalhada das práticas de gestão de riscos utilizadas por instituições financeiras.

Bluhm, Overbeck E Wagner (2002), nos oferecem uma introdução aos modelos de risco de crédito, cobrindo conceitos fundamentais, metodologias de modelagem e aplicações

¹ BACEN. Banco Central do Brasil - Estabilidade financeira - Sistema Brasileiro de Pagamentos, 2022. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/spb>>. Acesso em: 05 de março de 2024.

práticas. É uma referência importante para profissionais e acadêmicos interessados na gestão de risco de crédito. CARLING (2007) explora a interação entre modelos de risco de crédito corporativo e variáveis macroeconômicas. Os autores utilizam dados empíricos para demonstrar como fatores econômicos influenciam o risco de crédito das empresas, oferecendo insights para a gestão de risco.

Analisando o IRRS², constatamos que são estabelecidas normas para a contabilização de instrumentos financeiros, incluindo reconhecimento, mensuração, “des-reconhecimento” e deterioração. É fundamental para garantir a transparência e comparabilidade das demonstrações financeiras. Jagtiani, Saunders e Udell (1995) investigam como os requisitos de capital bancário influenciam o financiamento fora do balanço dos bancos. Os autores analisam dados empíricos para mostrar a relação entre a regulação de capital e as práticas de gestão de risco dos bancos.

Joos et al (1998) compararam modelos logit e árvores de decisão na classificação de crédito. Os autores discutem a eficácia de cada abordagem na predição de risco de crédito, utilizando técnicas de aprendizado de máquina e mineração de dados. Já Lando (2004), oferece uma visão detalhada sobre a teoria e as aplicações da modelagem de risco de crédito. Cobre métodos estocásticos, avaliação de derivativos de crédito e estratégias de mitigação de risco, sendo uma referência fundamental na área.

Oliveira e Andrade (2002), comparam diferentes medidas de desempenho de modelos de credit scoring, analisando sua eficácia na previsão de inadimplência. Os autores discutem as vantagens e limitações de cada medida, fornecendo insights valiosos para a gestão de crédito, enquanto Orbán e Tamimi (2020), analisam o modelo de contabilidade para deterioração sob o IFRS 9 e seu impacto nas provisões de perda. Os autores investigam como a nova norma afeta a mensuração das perdas esperadas e a gestão do risco financeiro. De acordo com Silva (2017), as regras de reconhecimento e mensuração de instrumentos financeiros conforme o IFRS 9. Explica os conceitos principais, mudanças regulatórias e suas

²IFRS. International Financial Reporting Standards Foundation – IFRS9, 2019. Disponível em: <<https://www.ifrs.org/content/dam/ifrs/publications/pdf-standards/portuguese--razilian/2020/parte-a/ifrs-9-financial-instruments-pt.pdf>>. Acesso em: 05 de março de 2024.

implicações para a contabilidade financeira, enquanto Vasicek (1991), apresenta um modelo para a distribuição de probabilidade de perdas em empréstimos, propondo um método para estimar a probabilidade de inadimplência. O modelo de Vasicek é amplamente utilizado na avaliação de risco de crédito.

Por fim, Wilson (1997), discute o risco de crédito em portfólios, introduzindo técnicas para avaliar e gerenciar o risco agregado. Explora a diversificação e correlação de crédito, oferecendo uma base para a gestão de risco em portfólios financeiros.

4. Dados e Metodologia

De acordo com Moresi (2003), a pesquisa é um processo que visa a aproximar a teoria da realidade, por meio da interação entre elas e as evidências empíricas. Ao definir os passos e as técnicas para realizar a pesquisa, obtém-se o que se denomina de metodologia da pesquisa. A metodologia da pesquisa orienta o pesquisador na escolha dos métodos mais adequados para cada tipo de problema e objetivo de estudo.

Conforme Cresweel (2007), a pesquisa pode ser classificada em qualitativa, quantitativa ou mista. A pesquisa quantitativa envolve o uso de estratégias de surveys e coleta de dados, instrumentos padronizados que produzem dados numéricos. A pesquisa qualitativa emprega estratégias de investigação como narrativas, fenomenologias, etnografias, estudos fundamentados em teoria ou estudos de teoria gerada a partir da realidade. O pesquisador obtém dados emergentes abertos com a finalidade principal de construir temas a partir dos dados. A pesquisa mista combina elementos das duas estratégias.

A pesquisa utilizará uma abordagem mista, combinando métodos quantitativos e qualitativos. Serão coletados dados através do portal do Banco Central do Brasil, que disponibiliza informações relevantes sobre o mercado financeiro, incluindo dados econômicos e financeiros. Além disso, serão utilizadas as demonstrações financeiras divulgadas pelas instituições financeiras ao mercado, as quais oferecem insights cruciais sobre a saúde financeira e o desempenho das mesmas. Essa abordagem de coleta de dados

permitirá uma análise abrangente e fundamentada para validar os modelos de risco de crédito propostos.

Serão identificadas as fontes de dados relevantes para a pesquisa, incluindo o portal do Banco Central do Brasil, bases de dados públicas, demonstrações financeiras das instituições financeiras, entre outros. Também serão utilizados para avaliar os modelos de risco de crédito. Isso pode incluir métricas como taxas de inadimplência, oscilações nas taxas de juros, taxas de desemprego, entre outros fatores macroeconômicos relevantes.

Serão criados protocolos detalhados para a coleta de dados de cada fonte identificada. Isso pode envolver a definição de critérios de busca para o portal do Banco Central, a elaboração de procedimentos para extrair informações das demonstrações financeiras das instituições financeiras, entre outros.

Em termos econométricos, iremos construir um painel de dados e será a técnica econométrica de painel com efeitos fixos. De acordo com Wooldridge (2010), é uma técnica utilizada para analisar dados que variam ao longo do tempo e entre diferentes entidades (como indivíduos, empresas, países, etc.). Esta abordagem permite controlar por heterogeneidade não observada, ou seja, características específicas de cada entidade que não mudam ao longo do tempo e que poderiam influenciar os resultados.

Podemos trabalhar com dados em painel, os quais são dados que combinam uma dimensão temporal (t) e uma dimensão transversal (i); Efeitos Fixos, que oferece as características individuais de cada entidade (que não variam ao longo do tempo) têm um efeito fixo sobre a variável dependente.

Destacam-se como vantagens, que ele fornece estimativas não viesadas mesmo na presença de correlação entre os efeitos fixos e as variáveis explicativas. E, por outro lado, uma limitação é que o modelo não pode estimar os coeficientes das variáveis que não variam ao longo do tempo dentro de cada entidade, pois essas variáveis seriam perfeitamente colineares com os efeitos fixos.

5. Cronograma de Trabalho

Abaixo segue meu cronograma de trabalho.

Atividade	2024		2025	
	1º Sem.	2º Sem.	1ºSem.	2ºSem.
Revisão bibliográfica	X	X		
Entendimento do problema	X	X		
Aquisição dos dados	X	X		
Preparação dos dados	X	X		
Análise e interpretação	X	X	X	
Qualificação			X	
Redação da dissertação			X	X
Defesa do trabalho				X

Fonte: Elaborada pelo Autor

6. Resultados Esperados

Espera-se que este estudo forneça insights significativos sobre a eficácia dos modelos de previsão de riscos de crédito, bem como recomendações práticas para melhorar a validação e gestão desses modelos. Os resultados deverão indicar que a inadimplência das instituições financeiras será particularmente sensível a choques inflação, na variação do índice de rendimento médio dos ocupados e na taxa de juros nominal. Além disso, o modelo VAR (Vector Autoregression) deverá gerar previsões fora da amostra da taxa de inadimplência que não serão inferiores às previsões de outros modelos competidores. Esse modelo também permitirá estimar correlações entre as variáveis macroeconômicas e calcular a probabilidade de a taxa de inadimplência ultrapassar um nível considerado de risco. Adicionalmente, a pesquisa abordará a comparação entre modelos econométricos clássicos e técnicas de machine learning, bem como o desenvolvimento de um framework de validação

de modelos de risco de crédito. Espera-se que esses resultados contribuam para uma gestão mais eficaz do risco de crédito no mercado brasileiro.

Referências bibliográficas

ABAD, J.; SUAREZ, J. The Procyclicality of Expected Credit Loss Provisions. CEPR Discussion Paper No. DP13135, 2018.

ANDRADE, M. M. Introdução e Metodologia do Trabalho Acadêmico. 01. 2005.

BACEN. Banco Central do Brasil - Estabilidade financeira - Sistema Brasileiro de Pagamentos, 2022. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/spb>>. Acesso em: 05 de março de 2024.

BEATTY, A.; LIAO, S. Financial Accounting in the Banking Industry: A Review of the Empirical Literature. Journal of Accounting and Economics, v. 58, p. 339-383, 2014.

BESSIS, Joel. Risk management in banking. Chichester: John Wiley & Sons, 1998.

BLUHM, C.; OVERBECK, L.; WAGNER, C. An introduction to credit risk modeling. Chapman and Hall/CRC, 2002.

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.

CRESWELL, J. W. Projeto de Pesquisa. 2. ed. Porto Alegre: Artmed, 2007. 248 p. ISBN 978-85-363-0892-0.

GREENE, William H. Econometric Analysis. 7th ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2012.

IFRS. International Financial Reporting Standards Foundation – IFRS9, 2019. Disponível em: <<https://www.ifrs.org/content/dam/ifrs/publications/pdf-standards/portuguese--brazilian/2020/parte-a/ifrs-9-financial-instruments-pt.pdf>>. Acesso em: 05 de março de 2024.

JAGTIANI, J.; SAUNDERS, A.; UDELL, G. The effect of bank capital requirements on bank off-balance sheet financing. *Journal of Banking and Finance*, p. 647-658, 1995.

JOOS, P.; VANHOOF, K.; SIERENS, N.; OOGHE, H. Credit classification: A comparison of logit models and decision trees. *Workshop on the Application of Machine Learning and Data Mining in Finance*, Chemnitz, 1998.

LANDO, D. *Credit Risk Modeling: Theory and Applications*. Princeton University Press, 2004.

MORESI, E. *Metodologia da Pesquisa*. Brasília: UCB, 2003.

OLIVEIRA, J. G. C.; ANDRADE, F. W. M. Comparação entre medidas de performance de modelos de credit scoring. *Tecnologia de Crédito*, n. 33, p. 35-47, 2002.

ORBÁN, I.; TAMIMI, O. Accounting Model for Impairment under IFRS 9 and its Impact on Loss Allowance. *European Research Studies Journal*, p. 1259-1277, 2020.

SILVA, E. S. *IFRS9 – Instrumentos Financeiros - Introdução às regras de reconhecimento e mensuração*. Porto: V. E. Editorial, 2017.

VASICEK, O. A. *Limiting loan loss probability distribution*. KMV Corporation, 1991.

WILSON, T. Portfolio credit risk I. *Risk*, v. 10, p. 17, 1997.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 2010.