



Universidade de Brasília  
Instituto de Ciências Exatas  
Departamento de Ciência da Computação

**Risco de Concentração de Crédito em Portfólio de Pessoas Físicas:  
uma abordagem utilizando Teoria de Redes**

Tiago Eny Relim de Jesus Garcia

Dissertação apresentada como requisito parcial para conclusão do  
Mestrado Profissional em Computação Aplicada

Orientador

Prof. Ph. D. Ari Melo Mariano

Brasília  
2020



Universidade de Brasília  
Instituto de Ciências Exatas  
Departamento de Ciência da Computação

## **Risco de Concentração de Crédito em Portfólio de Pessoas Físicas: uma abordagem utilizando Teoria de Redes**

Tiago Eny Relim de Jesus Garcia

Dissertação apresentada como requisito parcial para conclusão do  
Mestrado Profissional em Computação Aplicada

Prof. Ph.D. Ari Melo Mariano (Orientador)  
EPR/UnB

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Simone Borges Simão Monteiro  
CIC/UnB e EPR/UnB

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Regiane Máximo Siqueira  
UNESP

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Danielle Sandler dos Passos  
Banco do Brasil S.A.

Prof. Dr. Marcelo Ladeira

Coordenador do Programa de Pós-graduação em Computação Aplicada

Brasília, 17 de dezembro de 2020

Ficha catalográfica elaborada automaticamente,  
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

GG216r Garcia, Tiago Eny Relim de Jesus  
Risco de Concentração de Crédito em Portfólio de Pessoas  
Físicas: uma abordagem utilizando Teoria de Redes / Tiago  
Eny Relim de Jesus Garcia; orientador Ari Melo Mariano. --  
Brasília, 2020.  
77 p.

Dissertação (Mestrado - Mestrado Profissional em  
Computação Aplicada) -- Universidade de Brasília, 2020.

1. Teoria de Redes. 2. Risco de Concentração de Crédito.  
3. Pessoas Físicas. 4. TEMAC. I. Mariano, Ari Melo, orient.  
II. Título.

# Dedicatória

Dedico esse trabalho a todos os alunos de escolas públicas, moradores de periferias e com problemas familiares que conseguem, mesmo diante de todo o caos, se apegarem aos estudos como esperança de dias melhores. Desejo que o meu exemplo, assim como o de tantos outros com situações semelhantes, seja uma prova de que é possível evoluir nesse país, por meio da educação.

# Agradecimentos

Agradeço a Deus e ao meu anjo da guarda, que estão sempre comigo, me dando inspiração, confiança e me mostrando o caminho a seguir.

Agradeço à minha mãe e demais familiares, que me entenderam nos momentos de ausência sem me julgar.

Agradeço imensamente ao meu orientador, Prof. Dr. Ari, que me incentivou, acreditou em mim e me deu todo o suporte que eu precisava para chegar até aqui, além de ser um exemplo de dedicação a ser seguido.

Agradeço às professoras Dra. Simone e Dra. Viviane, que deram contribuições preciosas para a evolução desse trabalho, e a mim, como estudante.

E agradeço aos meus amigos, Avando, Gláucio, Rômulo, Danielle, João Vicente e Werley, que me apoiaram e acreditaram que eu era capaz.

# Resumo

O risco de concentração de crédito emerge a partir da existência de grandes volumes de negócios concentrados em um mesmo cliente, setor ou grupo de clientes. Em geral, os portfólios com exposições a pessoas físicas não costumam ser muito explorados, pois os maiores clientes tendem a pertencer ao portfólio de empresas. Este trabalho tem por objetivo identificar a existência de concentração de risco de crédito em virtude das exposições existentes no portfólio de pessoas físicas de um banco brasileiro de grande porte. Para este objetivo, inicialmente foi realizada a revisão da literatura, construída por meio da Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado. A partir deste levantamento, foi proposta uma abordagem de mensuração do risco de concentração a partir do uso da Teoria de Redes. Como resultado, foi proposto um novo indicador de concentração de risco, denominado ICR, baseado em medida de centralidade de rede combinada com medida tradicional de concentração. Enquanto a medida tradicional de concentração apontou índice de 0,0323, o ICR resultou em 0,1349, demonstrando que o risco de concentração estava muito mais iminente do que se esperava à primeira vista, já que a concentração é observada com índice a partir de 0,15. Por meio do ICR, ficou evidenciado que as conexões existentes entre empregado (Pessoa Física) e empregador (Pessoa Jurídica) podem resultar em concentração de risco de crédito. O uso da Teoria de Redes para avaliação desse risco se mostrou adequado, além de permitir a adoção de medidas proativas de gestão e mitigação de riscos.

**Palavras-chave:** Teoria de Redes. Risco de Concentração de Crédito. Pessoas Físicas. TEMAC.

# Abstract

The risk of credit concentration emerges from the existence of large volumes of business concentrated in the same customer, sector, or group of customers. In general, portfolios with exposures to individuals are not usually very exploited, as the largest customers tend to belong to the portfolio of companies. This work aims to identify the existence of a concentration of credit risk due to the existing exposures in the portfolio of individuals of a large Brazilian bank. For this purpose, the literature review was initially carried out, constructed using the Consolidated Meta-Analytical Approach Theory. Based on this survey, an approach to measure the concentration risk using the Network Theory was proposed. As a result, a new risk concentration indicator, called ICR, was proposed, based on a network centrality measure combined with a traditional concentration measure. While the traditional measure of concentration indicated an index of 0.0323, the ICR resulted in 0.1349, demonstrating that the risk of concentration was much more imminent than expected at first sight, since the concentration is observed with an index starting at 0.15. Through the ICR, it became evident that the existing connections between an employee (Individual) and an employer (Legal Entity) can result in a concentration of credit risk. The use of Network Theory to assess this risk proved to be adequate, in addition to allowing the adoption of proactive risk management and mitigation measures.

**Keywords:** Network Theory. Credit Concentration Risk. Individuals. TEMAC.

# Sumário

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	<b>1</b>
1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO.....	1
1.2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA .....	2
1.3. JUSTIFICATIVA .....	3
1.4. OBJETIVOS .....	4
1.5. ESTRUTURA DO TRABALHO .....	5
<b>2. REVISÃO DO ESTADO DA ARTE</b> .....	<b>6</b>
2.1. DESCRIÇÃO DO MÉTODO .....	6
2.2. PREPARAÇÃO DA PESQUISA .....	7
2.3. APRESENTAÇÃO DOS DADOS E INTER-RELAÇÕES.....	11
2.4. DETALHAMENTO, MODELO INTEGRADOR E VALIDAÇÃO POR EVIDÊNCIAS .....	17
2.5. DETERMINAÇÃO DA ABORDAGEM TEÓRICA DA PESQUISA.....	20
<b>3. REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>27</b>
3.1. GESTÃO DE RISCOS EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS.....	27
3.2. RISCO DE CONCENTRAÇÃO DE CRÉDITO .....	28
3.3. TEORIA DE REDES .....	30
<b>4. MÉTODO DE PESQUISA</b> .....	<b>36</b>
4.1. TIPO DE PESQUISA .....	36
4.2. LOCAL DO ESTUDO.....	36
4.3. OBJETO DE ESTUDO.....	37
4.4. INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS .....	37
4.5. PROCEDIMENTO DE OBTENÇÃO DOS DADOS .....	37
4.6. FERRAMENTAS DE ANÁLISE .....	37
4.7. CRITÉRIOS DE INCLUSÃO E EXCLUSÃO .....	37
4.8. DESCRIÇÃO DOS DADOS DISPONÍVEIS .....	38
4.9. ETAPAS DA PESQUISA .....	42
<b>5. RESULTADOS E ANÁLISES</b> .....	<b>44</b>
5.1. CARACTERÍSTICAS DA REDE .....	44
5.2. LAYOUT DA REDE.....	44
5.3. TRATAMENTO DA REDE .....	45
5.4. ANÁLISE DAS CARACTERÍSTICAS DA REDE .....	47
5.5. ANÁLISE DE SENSIBILIDADE.....	48
5.6. INDICADOR DO NÍVEL DE CONCENTRAÇÃO DE RISCO.....	50
5.7. NÍVEL DE CONCENTRAÇÃO DA REDE .....	52
5.8. GESTÃO PROATIVA DOS NÍVEIS DE CONCENTRAÇÃO NO PORTFÓLIO DE PESSOAS FÍSICAS.....	53
<b>6. CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> .....	<b>55</b>
<b>7. REFERÊNCIAS</b> .....	<b>58</b>



# Lista de Tabelas

<b>TABELA 1:</b> COMBINAÇÃO DOS TERMOS DE PESQUISA UTILIZADOS NO TEMAC (FONTE PRÓPRIA).....	8
<b>TABELA 2:</b> FOCO DE PESQUISA DAS PRINCIPAIS ÁREAS (FONTE PRÓPRIA) .....	9
<b>TABELA 3:</b> REVISTAS QUE MAIS PUBLICARAM (FONTE PRÓPRIA) .....	13
<b>TABELA 4:</b> REVISTAS MAIS CITADAS (FONTE PRÓPRIA) .....	13
<b>TABELA 5:</b> DEZ CIDADES COM MAIS CLIENTES (FONTE PRÓPRIA) .....	40
<b>TABELA 6:</b> DEZ CIDADES COM MENOS CLIENTES (FONTE PRÓPRIA) .....	40
<b>TABELA 7:</b> DEZ PRINCIPAIS OCUPAÇÕES POR NÚMERO DE CLIENTES (FONTE PRÓPRIA).....	40
<b>TABELA 8:</b> DISTRIBUIÇÃO DO SALDO (FONTE PRÓPRIA) .....	41
<b>TABELA 9:</b> RELEVÂNCIA DE NÓ (FONTE PRÓPRIA) .....	47
<b>TABELA 10:</b> PIORA NA PD DOS CLIENTES EM FUNÇÃO DA PIORA DA PD DO EMPREGADOR (FONTE PRÓPRIA) .....	49
<b>TABELA 11:</b> VARIAÇÃO DAS MEDIDAS DE CENTRALIDADE EM FUNÇÃO DA PIORA DA PD DOS CLIENTES (FONTE PRÓPRIA) .....	50
<b>TABELA 12:</b> VARIAÇÃO DA MODULARIDADE EM FUNÇÃO DA PIORA DA PD DOS CLIENTES (FONTE PRÓPRIA) .....	50
<b>TABELA 13:</b> PRINCIPAIS CLIENTES QUE CONTRIBUEM PARA O ICR DA CARTEIRA (FONTE PRÓPRIA).....	52

# Lista de Gráficos

<b>GRÁFICO 1:</b> TIPO DE DOCUMENTO (FONTE PRÓPRIA) .....	10
<b>GRÁFICO 2:</b> QUANTIDADE DE PUBLICAÇÕES POR ANO (FONTE PRÓPRIA) .....	13
<b>GRÁFICO 3:</b> QUANTIDADE DE CITAÇÕES POR ANO (FONTE PRÓPRIA) .....	14
<b>GRÁFICO 4:</b> AUTOR E NÚMERO DE CITAÇÕES POR ANO (FONTE PRÓPRIA).....	21
<b>GRÁFICO 5:</b> DISPERSÃO DA PD POR SALDO (FONTE PRÓPRIA) .....	41
<b>GRÁFICO 6:</b> DISTRIBUIÇÃO ACUMULADA DA PD (FONTE PRÓPRIA) .....	41

# Lista de Figuras

<b>FIGURA 1:</b> ETAPAS DO TEMAC (FONTE PRÓPRIA).....	6
<b>FIGURA 2:</b> ÁREAS DE PESQUISA (FONTE PRÓPRIA).....	9
<b>FIGURA 3:</b> ÁREAS DE PESQUISA WOS (FONTE PRÓPRIA).....	11
<b>FIGURA 4:</b> ASSOCIAÇÃO DE PALAVRAS-CHAVE (FONTE PRÓPRIA) .....	12
<b>FIGURA 5:</b> AUTORES E ANOS DOS ARTIGOS MAIS CITADOS (FONTE PRÓPRIA).....	14
<b>FIGURA 6:</b> PAÍSES COM MAIOR NÚMERO DE CITAÇÕES (FONTE PRÓPRIA) .....	16
<b>FIGURA 7:</b> TRABALHOS MAIS CITADOS PELO MÉTODO DE CO-CITAÇÃO (FONTE PRÓPRIA) .....	17
<b>FIGURA 8:</b> ANÁLISE DE COUPLING DE REFERÊNCIAS (FONTE PRÓPRIA).....	19
<b>FIGURA 9:</b> ETAPAS PARA A REVISÃO DA LITERATURA .....	21
<b>FIGURA 10:</b> DISTRIBUIÇÃO DE PERDAS AGREGADAS (FONTE PRÓPRIA).....	29
<b>FIGURA 11:</b> AS SETE PONTES DE KÖNIGSBERG (FONTE: [89]) .....	31
<b>FIGURA 12:</b> REPRESENTAÇÃO DO PROBLEMA DAS SETE PONTES DE KÖNIGSBERG POR MEIO DE GRAFOS (FONTE: [89]) .....	31
<b>FIGURA 13:</b> REPRESENTAÇÃO DO GRAFO $G = (4,3)$ (FONTE: [51]) .....	32
<b>FIGURA 14:</b> ALGORITMO DE DISTRIBUIÇÃO DE REDE POR OBJETIVO. (FONTE: ADAPTADO DE [104]) .....	34
<b>FIGURA 15:</b> REPRESENTAÇÃO DE REDES MULTILAYERS (FONTE: [96]) .....	35
<b>FIGURA 16:</b> OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	42
<b>FIGURA 17:</b> ETAPAS PARA IDENTIFICAÇÃO DO RISCO DE CONCENTRAÇÃO DE CRÉDITO NA REDE .....	42
<b>FIGURA 18:</b> REDE COM DISTRIBUIÇÃO FORCEATLAS2 COMBINADA COM FRUCHTERMAN-REINGOLD (FONTE PRÓPRIA) .....	45
<b>FIGURA 19:</b> COR DA ARESTA POR PROBABILIDADE DE INADIMPLÊNCIA (PD) (FONTE PRÓPRIA).....	45
<b>FIGURA 20:</b> MODULARIDADE POR COR DOS NÓS (FONTE PRÓPRIA).....	46
<b>FIGURA 21:</b> TAMANHO DO NÓ POR PAGERANK (FONTE PRÓPRIA).....	46
<b>FIGURA 22:</b> PIORA DE RISCO DE FORMA SISTÊMICA (FONTE: PRÓPRIA) .....	48

# Lista de Quadros

<b>QUADRO 1:</b> ARTIGOS MAIS CITADOS (FONTE PRÓPRIA) .....	15
<b>QUADRO 2:</b> PRINCIPAIS TRABALHOS SELECIONADOS COMO REFERÊNCIA (FONTE PRÓPRIA) .....	24
<b>QUADRO 3:</b> PRINCIPAIS RISCOS EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS (FONTE PRÓPRIA) .....	27
<b>QUADRO 4:</b> DESCRIÇÃO DE ALGORITMOS DE DISTRIBUIÇÃO DE REDES (FONTE: ADAPTADO DE [104]).....	34
<b>QUADRO 5:</b> DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS (FONTE PRÓPRIA).....	39

# 1. Introdução

## 1.1. Contextualização

Tradicionalmente, a principal atividade bancária refere-se ao processo de intermediação financeira, isto é, captar recursos de agentes poupadores e os transferir a agentes tomadores, mediante um *spread*, que é a diferença entre a taxa de juros paga na captação e a cobrada nos empréstimos [1]. Esse processo envolve uma série de riscos, e para se prevenir de seus impactos, as instituições financeiras devem adotar medidas para identificar, mensurar, avaliar, monitorar, reportar, controlar e mitigar seus efeitos sobre os negócios [2].

Com o avanço de novas tecnologias e a maior utilização do ambiente *mobile* para a realização de serviços bancários, os bancos se viram diante de novas oportunidades de negócios, mas também de grandes desafios relacionados à gestão dos riscos oriundos desse processo [3] [4]. O uso de ferramentas de inteligência artificial passou a ser utilizado para melhoria da compreensão dos padrões de comportamento dos clientes, se tornando motivo de diferencial competitivo entre os bancos [5]. Também, em virtude dessas tecnologias e da maior possibilidade de acesso ao ambiente *mobile* por parte dos clientes, novos modelos de negócios surgiram, como as *FinTechs*, empresas de tecnologia focadas em finanças, que cresceram de forma vertiginosa, se posicionando como alternativa aos bancos tradicionais [6][7][8].

A tecnologia modificou o ambiente econômico e financeiro, que embora já viesse se tornando cada vez mais globalizado, agora apresenta-se substancialmente interligado [9]. Neste cenário altamente conectado, a intermediação financeira passou a ser uma consequência direta da melhoria dos processos de inteligência analítica, que se tornou o principal ponto de interesse na indústria financeira, tanto do ponto de vista da geração de negócios sustentáveis como da melhoria da compreensão e mitigação dos riscos existentes [9] [10].

Se por um lado este aspecto de conexão pode ser visto como uma vantagem – maior velocidade em realizar transações entre bancos, clientes e até países, por exemplo – por outro lado, gera também a potencialização de riscos já existentes e o aparecimento de novos riscos, como o risco de concentração de crédito, que tem como uma de suas principais consequências, o efeito contágio (um cliente impactado, impacta outro e assim sucessivamente).

O risco de concentração de crédito pode ser entendido como a existência de exposições grandes o suficiente para gerar perdas substanciais para a instituição, que possam ameaçar sua capacidade de manter suas operações normais ou alterar seu perfil de risco atual [11]. Essas exposições podem emergir de diferentes categorias de risco, como o risco de mercado, liquidez,

contraparte, etc., ou até mesmo como resultado da interação entre essas categorias [12] [13]. O Comitê das Autoridades Europeias de Supervisão Bancária (CEBS) aponta o risco de concentração como uma das principais causas de perdas em instituições financeiras, sendo responsável por diversos prejuízos ocorridos durante a crise de 2008 [11].

## **1.2. Definição do problema de pesquisa**

Para se prevenir do risco de perdas econômicas ocasionadas por eventos que afetem um grande volume de crédito em um mesmo momento, as instituições financeiras aplicam esforços no sentido de mensurar o volume de capital necessário para cobrir a ocorrência dessas perdas inesperadas.

Embora os principais órgãos reguladores já viessem aplicando medidas no sentido de aprimorar os mecanismos de mensuração e gestão de riscos antes da crise de 2008 [11][14], as abordagens para alocação do capital regulatório para cobertura das perdas inesperadas de crédito, definidas pelo Comitê de Supervisão Bancária de Basileia (BCBS), não levam em conta os efeitos da concentração de crédito [15]. Assim, o BCBS endereçou para os bancos a responsabilidade de adotar mecanismos para identificar, mensurar e controlar o risco de concentração de crédito por métricas próprias [11].

Diversos estudos surgiram e outros, antigos, vieram à tona, com o objetivo de mensurar o adicional de capital capaz de cobrir o risco de concentração não capturado pelas métricas regulatórias. Alguns focados nos impactos da concentração individual [16][17][18][19][15], outros na concentração setorial [20][21], e outros na interdependência entre defaults (inadimplência) e o risco de contágio [22] [23][24] [25].

Em comum, esses trabalhos tratam principalmente do aspecto relacionado ao volume de crédito associado a uma mesma contraparte ou setor em determinado momento. Dessa forma, a principal variável de interesse para a identificação da concentração de risco de crédito é o total de empréstimos que um indivíduo tem com a instituição.

Em portfólios muito granulares, como o de pessoas físicas, o volume de crédito individual tende a ser pouco representativo em relação ao total de crédito da carteira. Esse aspecto acaba por ocultar o risco de concentração existente, uma vez que o foco no risco individual não leva em consideração a existência de clientes interligados, que podem estar expostos a uma mesma fonte de risco.

Quando se trata de identificar concentrações de risco de crédito, tão importante quanto o tamanho da exposição do cliente com o banco, é a forma como esse cliente se conecta com outros clientes. Historicamente, esse tipo de interdependência tem sido mensurado por meio de

correlações [52]. Porém, quando se trata de diversas conexões simultaneamente, esse tipo de abordagem se torna insuficiente, já que as correlações são medidas em pares.

Weaver [85], afirma que antes de 1900 a ciência trabalhava questões de simplicidade, envolvendo duas variáveis. Já no século 20, a ciência desenvolveu ferramentas estatísticas que levavam em conta grande número de variáveis. Porém, atualmente a ciência compreendeu que apenas inferências sobre os dados não são suficientes para resolver alguns problemas específicos. Em algumas situações, as conexões entre os dados (relações) e o peso dessas conexões são tão importantes quanto sua própria natureza, podendo, inclusive, alterar suas características originais.

Compreender o uso de ferramentas de pesquisa que garantam a avaliação do papel dinâmico do dado se faz necessário, e esta fluidez dos dados pode encontrar na Teoria de Redes, uma solução satisfatória. A Teoria de Redes permite analisar as interconexões entre diferentes indivíduos ao mesmo tempo [64], provendo visão dinâmica dos efeitos individuais sobre o todo (visão sistêmica).

Diferentemente dos portfólios de empresas, onde diversas abordagens utilizando Teoria de Redes se mostraram satisfatórias para identificar riscos de concentração (oriundos de contrapartes conectadas em múltiplas visões, como setor econômico, região geográfica ou moeda, por exemplo), no portfólio de pessoas físicas não foram identificados estudos específicos.

Assim, o problema dessa pesquisa pode ser sintetizado como:

**De que forma a Teoria de Redes pode ser utilizada para identificar concentrações de risco de crédito, em virtude das exposições do banco com pessoas físicas?**

### **1.3. Justificativa**

A Teoria de Redes vem crescendo em importância nos últimos anos [26][27][28][29], em especial para o contexto de gestão de riscos financeiros. Embora haja estudos com sua aplicação para o contexto empresarial na base de dados *Web of Science (WoS)*, não foram encontrados estudos específicos quando se trata de pessoas físicas.

Tendo em vista que a *WoS* é considerada uma base de dados com alto rigor de qualidade, acredita-se que o objeto desta pesquisa tem o potencial de ajudar a suprir essa lacuna.

Há possibilidade de publicações em todas as fases do trabalho, desde a revisão bibliográfica até a constatação dos benefícios da aplicação do método, quando da análise dos resultados. Pode-se citar ainda os seguintes pontos fortes:

- a) A relevância dos resultados apresentados pode levar o Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada (PPCA) da Universidade de Brasília a ser referência no assunto,

em especial no Brasil, já que o Banco Central publica em sua página na internet os trabalhos acadêmicos considerados *benchmark* para a indústria financeira, aumentando a possibilidade de que as técnicas apresentadas sejam utilizadas por outras instituições;

- b) Possibilidade de publicação de diversos artigos derivados do estudo, utilizando a teoria de redes em outros contextos, como identificação de grupos de clientes com propensão ao consumo semelhantes ou que apresentem relevância sistêmica na instituição, por exemplo.

Para a instituição financeira, a pesquisa irá apresentar oportunidades de sofisticação dos modelos atualmente utilizados para mensuração do risco de concentração, possibilitando o melhor entendimento dos riscos realmente incorridos. Com isso, há maior confiança em sua resiliência, contribuindo para a melhoria de sua imagem junto a clientes, acionistas, sociedade e órgãos reguladores. Adicionalmente, pode-se citar:

- a) Adequação às exigências regulatórias propostas pela Resolução CMN 4.557/17 [2];
- b) Alinhamento às melhores práticas em gestão de riscos, propostas pela Associação Internacional dos Gestores de Portfólio de Crédito (IACPM) [30] e pelo Comitê de Basileia;
- c) Contribuição para a gestão proativa dos riscos em períodos de maior volatilidade da economia;
- d) Contribuição para a obtenção de melhores resultados financeiros ao direcionar os recursos com foco na diminuição do risco de concentração.

Do ponto de vista pessoal, esta pesquisa se faz motivadora por apresentar a possibilidade de se tornar pioneira em uma área que vem crescendo em importância. Cada vez mais a interdependência entre os indivíduos se torna preponderante, não só na identificação e mensuração de riscos, mas também quando se trata do entendimento dessas relações em diversas áreas e seu uso de forma estratégica. Acredita-se que quem se antecipa a compreender melhor esse fenômeno terá maior potencial de resolver problemas complexos atuais e futuros.

## **1.4. Objetivos**

### **1.4.1. Objetivo geral**

Propor indicador dos níveis de concentração de crédito no portfólio de pessoas físicas de um banco brasileiro, por meio da Teoria de Redes, que contribua para a gestão proativa do risco de concentração de crédito.



## **1.4.2. Objetivos específicos**

Para atingimento do objetivo geral, destacam-se os seguintes objetivos específicos:

- a) Realizar levantamento de estudos relacionados à Gestão de Riscos, Risco de Concentração e Teoria de Redes que possam ser aplicados ao contexto desta pesquisa;
- b) Mapear, a partir de dados de uma instituição financeira brasileira, as redes presentes no portfólio de pessoas físicas;
- c) Descrever as características das redes mapeadas;
- d) Relacionar as medidas de centralidade de rede a serem utilizadas na mensuração das concentrações;
- e) Demonstrar a existência de contrapartes conectadas que possam levar ao risco de concentração de crédito e contágio.

## **1.5. Estrutura do trabalho**

No capítulo 2, é realizada uma revisão sistemática da literatura, com o objetivo de melhor direcionar os esforços da pesquisa e garantir que trabalhos relevantes tenham sido considerados. Para isto, é utilizada a Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC).

No capítulo 3, é apresentada a fundamentação teórica dos assuntos correlatos ao objeto de pesquisa.

No capítulo 4, é apresentada a metodologia aplicada, com detalhamento do ambiente e recursos utilizados.

No capítulo 5, os resultados são apresentados e analisados.

No capítulo 6, são realizadas as considerações finais, com posterior apresentação das referências utilizadas.

## 2. Revisão do Estado da Arte

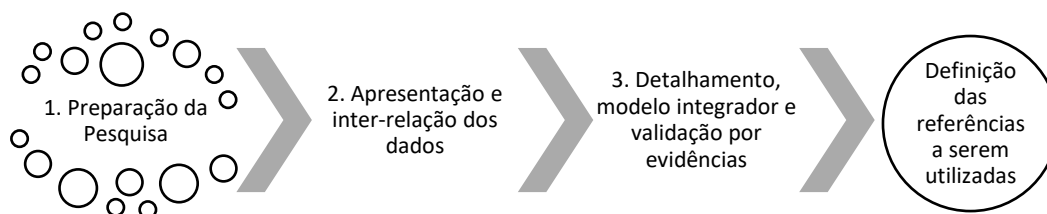
O auto volume de informação científica gerada a todo instante, tem o benefício de contribuir para a melhoria contínua de diversas áreas do conhecimento, dando suporte tanto ao processo de pesquisa e desenvolvimento, quanto à solução de problemas de diferentes naturezas. Por essa razão, quando se inicia um trabalho de pesquisa, é fundamental garantir a relevância do tema estudado, bem como considerar os trabalhos mais relevantes já desenvolvidos, para evitar aplicar esforços em estudos que não apresentem contribuição significativa para a ciência.

Neste ambiente de grande volume de dados, faz-se necessário a utilização de um método apropriado que auxilie o pesquisador na estruturação e análise dos trabalhos científicos disponíveis. Para atender a esta finalidade, a revisão do estado da arte foi realizada utilizando a Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado – TEMAC [31], que possui método estruturado e robusto, sopesando os esforços de sua aplicação face aos benefícios alcançados ao final do processo. Os itens a seguir descrevem as características do método, bem como os resultados específicos de sua aplicação para o contexto do risco de concentração de crédito.

### 2.1. Descrição do método

Conforme Mariano e Rocha [31], a aplicação do TEMAC atende aos princípios do Enfoque Meta-Analítico, que utiliza os critérios de impacto de revistas, citações de autores e artigos e frequência de palavras-chaves, mas com o benefício de integrar ao processo ferramentas tecnológicas de acesso gratuito, que facilitam as análises e reduzem o trabalho manual.

Para atingir o resultado esperado, que é a definição das referências mais relevantes para o contexto da pesquisa, tendo em vista o conhecimento prévio do que já foi publicado sobre o tema, o TEMAC conta com três etapas principais:



*Figura 1: Etapas do TEMAC (Fonte Própria)*

- a) Preparação da pesquisa: consiste na definição de palavras-chave relacionadas ao tema da pesquisa, o período de análise, as bases de dados utilizadas e as áreas de conhecimento que serão consideradas.

- b) Apresentação e inter-relação dos dados: consiste em relacionar inúmeras fontes de informações, a critério do pesquisador, como a evolução do tema ano a ano, os autores mais citados, periódicos que mais publicam, entre outros.
- c) Detalhamento, modelo integrador e validação por evidências: nesta etapa são identificados os principais autores, abordagens e linhas de pesquisa referentes ao tema, utilizando técnicas de co-citação e acoplamento (*coupling*).

Com base nos resultados dessas três etapas, o pesquisador deve então selecionar os trabalhos que serão utilizados como referência para o desenvolvimento do trabalho. Importante destacar que o TEMAC tem por objetivo destacar o que não deve faltar no trabalho, não tendo a pretensão de ser taxativo no sentido de limitar a abrangência das referências e fontes de pesquisa. Em última instância, a experiência do pesquisador, orientador e outros colaboradores deve ser levada em consideração.

## **2.2. Preparação da Pesquisa**

### **2.2.1. Base de dados utilizada**

A plataforma *Web of Science* (WoS) foi utilizada como referência para este estudo, em razão de sua reconhecida excelência operacional, existência de plataforma própria de análise, que facilita a consolidação e extração dos dados, e da disponibilidade temporal a partir de 1900, garantindo maior cobertura do tema pesquisado. Os dados foram coletados em 22 de junho de 2019.

Embora a plataforma contenha apenas publicações em inglês, esse fato não foi considerado uma limitação para esta pesquisa, já que o processo natural é que trabalhos de elevada qualidade técnica sejam apresentados neste idioma, como forma de potencializar seu alcance a pesquisadores de diferentes partes do mundo.

### **2.2.2. Termos de pesquisa**

Tendo em vista que o risco de concentração de crédito pode ser abordado de diferentes formas, para determinar as palavras-chave da pesquisa, foram extraídos os termos mais relevantes relacionados ao tema em publicações de três importantes institutos: Comitê de Supervisão Bancária de Basileia (BCBS) [13], Comitê das Autoridades Europeias de Supervisão Bancária (CEBS) [11] e o Fundo Monetário Internacional (IMF) [32]. Foram selecionados os seguintes termos:

- Connected factors
- Credit risk concentration
- Default correlation
- Risk dependence
- Granularity adjustment
- Group of connected clients
- Groups of connected counterparties
- Interacting risk
- Interrelated assets
- Interrelated borrowers
- Inter-risk
- Intra-risk
- Large exposures
- Name concentration
- Sectoral concentration
- Single client concentration
- Contagion

Com o objetivo de identificar as principais referências compatíveis com o objetivo dessa pesquisa, foram realizadas diversas combinações desses termos, resultando nas palavras-chave utilizadas.

As palavras-chave serão apresentadas tal qual foram utilizadas nas buscas, considerando facilitadores de pesquisa, como a utilização de aspas duplas para termos compostos e dos operadores booleanos *and* e *or*, além do uso do asterisco. para indicar que daquele ponto em diante a palavra pode apresentar qualquer letra e em qualquer quantidade, evitando a perda de variações da palavra causadas por prefixos ou sufixos.

Nesta etapa, optou-se por não delimitar o período de análise (de 1945 a 2019), tipo de documento ou áreas do conhecimento. Este refinamento será feito ao final do processo, quando da consolidação da base com o resultado das 12 pesquisas realizadas, detalhadas na Tabela 1:

*Tabela 1: Combinação dos termos de pesquisa utilizados no TEMAC (Fonte Própria)*

Pesquisa	Palavras-chave	Buscadas no Título	Resultados	Total	Resultados Novos
1	credit* and risk* and concent*	concent*	33	33	33
2	credit* and *connect* and financ*	*connect*	73	106	73
3	default* and *correlat* and financ*	-	37	143	37
4	"credit* risk*" and *dependen* and financ*	*dependen*	36	179	36
5	credit* and granularit*	granularit*	12	190	11
6	connect* and (customer* or client* or counterpart* or factor* or asset* or borrower* or exposure*) and risk* and (financ* or bank*)	connect* customer* client* counterpart* factor* asset* borrower* exposure*	10	199	9
7	interact* and credit* and risk*	interact* risk*	21	220	21
8	interrelat* and credit and risk	interrelat*	4	224	4
9	inter-risk or intra-risk	inter-risk* intra-risk*	3	226	2
10	credit* and "large exposure**"	large exposure*	1	227	1
11	"credit* risk*" and contagio*	contagio*	71	290	63
12	credit* and concent* and (name* or sector* or client* or customer* or lend* or asset* or borrower* or exposure* or counterpart* or product*)	concent* name* sect* client* customer* lend* asset* brower* exposure* counterpart* product*	29	308	18
<b>Total</b>			<b>330</b>	<b>308</b>	

Os 308 resultados encontrados foram acrescentados a uma Lista Marcada, ferramenta da plataforma WoS que permite salvar os dados da pesquisa em listas para extrair informações detalhadas posteriormente, como autores, palavras-chave, anos de publicação etc. A Lista foi nomeada de CRC (*Credit Risk Concentration*).

### 2.2.3. Consolidação e tratamento dos dados para análise

De posse da base de dados com os resultados das buscas individuais consolidados, foi realizado um refinamento nas informações. A seguir serão detalhados os principais ajustes.

#### a) Áreas de Pesquisa

Algumas áreas de pesquisa identificadas não possuem relação com o tema risco de concentração de crédito, e foram excluídas. Restaram na base 276 registros, das seguintes áreas:



Figura 2: Áreas de Pesquisa (Fonte Própria)

A análise dos termos mais frequentes, entre os artigos das três maiores áreas, revelou os principais focos de pesquisa:

Tabela 2: Foco de pesquisa das principais áreas (Fonte Própria)

Área de Pesquisa	Principais Temas
<b>Business Economics</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Risco de contágio</li> <li>• Evidências de concentração de risco</li> <li>• Modelos de default correlacionados</li> </ul>
<b>Mathematics</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Redes interbancárias</li> <li>• Modelos de risco de contágio</li> <li>• Default de risco de crédito</li> <li>• Probabilidade aplicada (continua)</li> </ul>

**Tabela 2:** Foco de pesquisa das principais áreas (Fonte Própria)

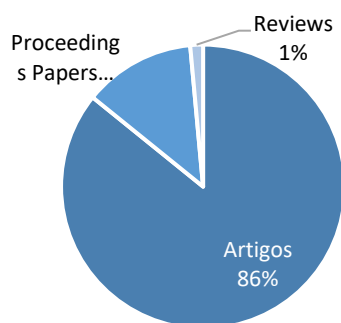
(continuação)

Área de Pesquisa	Principais Temas
Computer Science	<ul style="list-style-type: none"><li>• Gestão do risco de concentração</li><li>• Contágio em redes bancárias</li><li>• Modelos de predição de default</li></ul>

Percebe-se que os temas *default*, *concentração* e *contágio* são comuns às três áreas, não havendo domínio específico de nenhuma delas.

#### b) Tipos de documentos

Foram mantidos na base apenas documentos provenientes de artigos, *proceedings papers* e *reviews*. Com este ajuste, o número de registros caiu para 270, sendo sua maioria composta por artigos, conforme Gráfico 1.



**Gráfico 1:** Tipo de Documento (Fonte Própria)

#### c) Categoria Web of Science

O WoS realiza classificação dos documentos em categorias relacionadas às áreas de pesquisas. Ao analisar estas informações, foram identificados artigos das áreas de engenharia química, ergonomia e ciências políticas. Os documentos foram excluídos, resultando em 264 registros assim distribuídos:



Figura 3: Áreas de Pesquisa WoS (Fonte Própria)

Importante destacar que a soma dos registros apresentados na Figura 3 não totaliza 264. Isso ocorre devido ao fato de que há documentos que estão classificados em mais de uma categoria WoS.

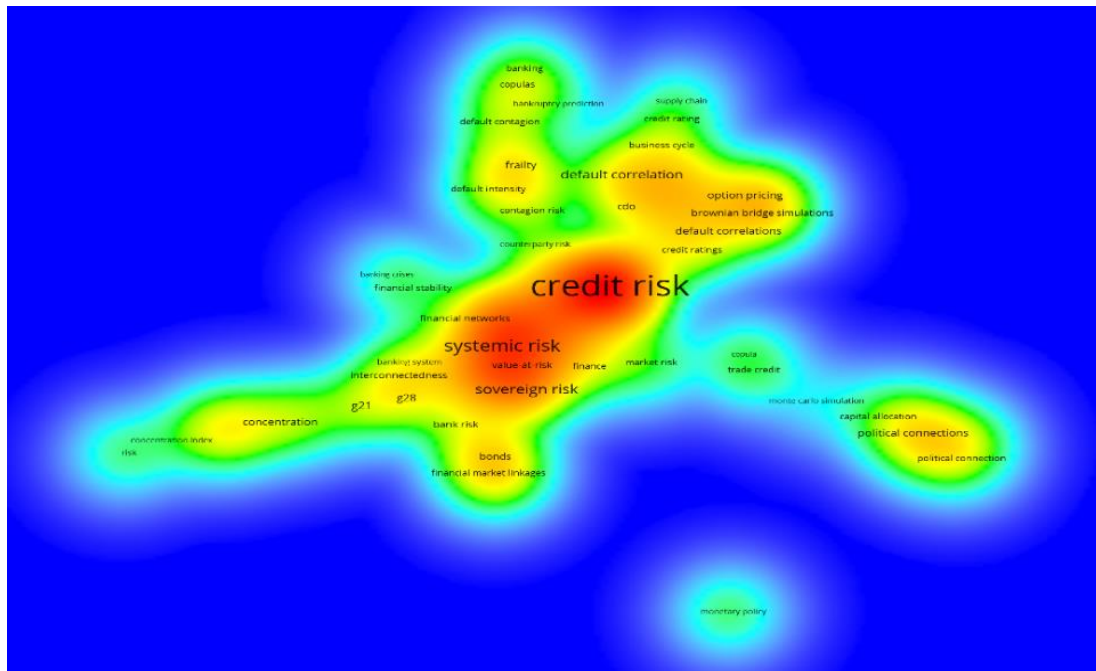
## 2.3. Apresentação dos dados e inter-relações

Para análise das inter-relações dos dados, além do Microsoft Excel, foi utilizado o software para mapeamento de redes VOSViewer<sup>1</sup>, que está disponível gratuitamente para download.

### 2.3.1. Palavras-chave

A análise da associação entre as palavras-chave utilizadas, permite avaliar os principais termos que ocorrem juntos, auxiliando na identificação de abordagens diferentes.

<sup>1</sup> [www.vosviewer.com](http://www.vosviewer.com)



*Figura 4: Associação de palavras-chave (Fonte Própria)*

Ao analisar o mapa de calor acima, percebe-se o termo *Credit Risk* como elemento central, atraindo todos os demais assuntos. Contudo, há diferentes abordagens que se tornam evidentes em uma análise mais minuciosa. Dentre elas, pode-se citar:

- a) Concentração de risco
- b) Contágio e fragilidade
- c) Correlações de default
- d) Estabilidade financeira
- e) Interconexão de riscos
- f) Política monetária
- g) Risco político
- h) Risco sistêmico
- i) Risco soberano
- j) Redes financeiras

Todos estes termos têm em comum a avaliação da influência do risco de crédito em outros contextos, e como isso pode afetar a sociedade como um todo. Essa influência pode se dar em função da análise das concentrações ou por meio do contágio.

### **2.3.2. Revistas que mais publicaram e que mais foram citadas**

A Tabela 3 apresenta as revistas que mais publicaram sobre o tema.



**Tabela 3: Revistas que mais publicaram (Fonte Própria)**

Periódico	# Publicações	# Citações	Média / Ano
JOURNAL OF BANKING & FINANCE	11	293	31,11
QUANTITATIVE FINANCE	9	55	7,24
JOURNAL OF FINANCIAL STABILITY	7	71	12,66
ECONOMIC MODELLING	4	11	1,3
JOURNAL OF CREDIT RISK	4	8	1,22
INTERNATIONAL JOURNAL OF THEORETICAL AND APPLIED FINANCE	4	7	2
PHYSICA A-STATISTICAL MECHANICS AND ITS APPLICATIONS	4	2	1,11
INTERNATIONAL REVIEW OF ECONOMICS & FINANCE	4	15	3,6
DISCRETE DYNAMICS IN NATURE AND SOCIETY	4	51	6,31
INTERNATIONAL REVIEW OF FINANCIAL ANALYSIS	4	4	0,95
<b>Total</b>	<b>55</b>	<b>517</b>	<b>67,5</b>

Já do ponto de vista das citações, os seguintes periódicos se destacam:

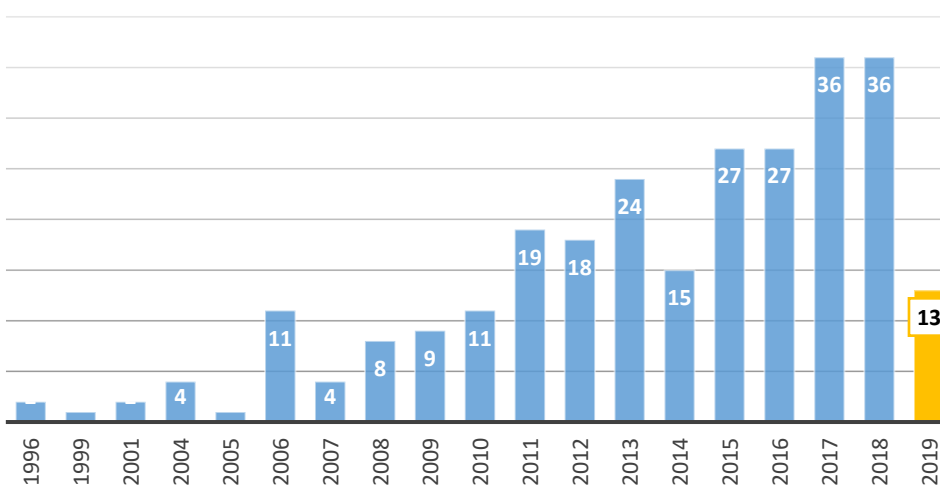
**Tabela 4: Revistas mais citadas (Fonte Própria)**

Periódico	# Publicações	# Citações	Média / Ano
Journal of Finance	3	371	24,65
Review of Financial Studies	3	364	22,73
Journal of Banking & Finance	11	293	31,11
Journal of Business & Economic Statistics	2	271	16,94
Journal of Econometrics	2	215	35,83
European Economic Review	1	204	12,75
Journal of Business	1	129	9,21
Journal of Economic Behavior & Organization	2	87	10,5
Journal of Financial Stability	7	71	12,66
Journal of Corporate Finance	2	63	12,85
<b>Total</b>	<b>34</b>	<b>2068</b>	<b>189,23</b>

Apenas os periódicos *Journal of Banking & Finance* e *Journal of Financial Stability* figuram simultaneamente entre os que mais publicam e os que mais são citados. Pode-se perceber que a maioria dos periódicos estão relacionados ao tema financeiro, sendo o *Journal of Credit Risk* o único que aborda o risco de crédito de forma específica.

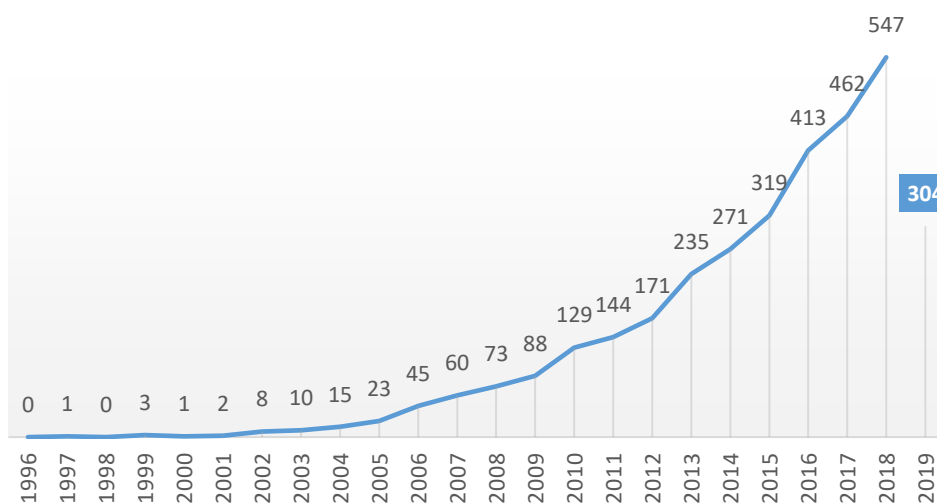
### 2.3.3. Evolução do tema ano a ano

O Gráfico 2 corrobora a importância da pesquisa atual, demonstrando a tendência crescente do número de publicações relacionadas ao risco de concentração de crédito nos últimos anos. Somente no ano de 2019, até o mês de junho, foram realizadas 13 publicações.



**Gráfico 2: Quantidade de publicações por ano (Fonte Própria)**

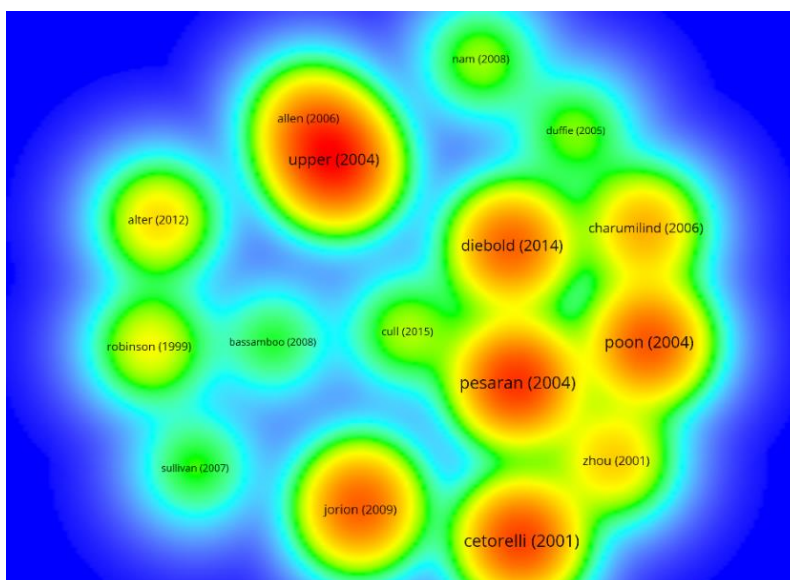
Com relação ao número de citações, a tendência de crescimento é ainda mais explícita, conforme demonstrado no Gráfico 3. O total de citações já realizadas no ano de 2019 corresponde a 56% do total de citações realizadas em 2018.



**Gráfico 3:** Quantidade de citações por ano (Fonte Própria)

### 2.3.4. Autores e artigos mais citados

O gráfico de calor apresentado na Fig. 5, demonstra o nível de associação entre os artigos mais citados. Há quatro clusters bem definidos. Porém, internamente é possível observar outros tipos de domínios das publicações.



**Figura 5:** Autores e anos dos artigos mais citados (Fonte Própria)

Para facilitar o entendimento e a natureza dos estudos, os artigos foram consolidados e são apresentados no Quadro 1.

*Quadro 1: Artigos mais citados (Fonte Própria)*

<b>Autores</b>	<b>Ano da publicação</b>	<b>Total de citações</b>	<b>Média por ano</b>	<b>Abordagem</b>	<b>Descoberta</b>
Pesaran <i>et al.</i>	2004	271	17	Econometria	Efeito local sobre a economia global
Cetorelli e Gambera	2001	250	13	Econometria	Concentração bancária +crescimento +risco de estresse
Poon <i>et al.</i>	2004	222	14	Estatística	Eventos de cauda - interdependência - default conjunto
Diebold e Yilmaz	2014	210	35	Teoria de Redes	<b>Medidas de centralidade focadas em variância</b> <b>- rastrear o caminho da crise</b>
Upper e Worms	2004	204	13	Econometria	Contágio por risco bancário individual - garantias podem reduzir o risco
Charumilind <i>et al.</i>	2006	129	9	Estatística	Pessoas conectadas a agentes específicos sofreram menos com a crise - facilidade de acesso a títulos de longo prazo - Contágio
Jorion e Gaiyan	2009	119	11	Estatística	Clientes grandes tendem a sofrer os efeitos da crise mais tarde - RCC fator de risco adicional para o contágio
Zhou	2001	106	6	Estatística	Correlação de default entre mais de uma empresa - nos primeiros anos, o efeito da correlação na PD é baixa
Alter e Yves	2012	98	12	Econometria	Interdependência de default entre bancos e países europeus - bancos afetam o risco soberano
Allen e Carletti	2006	95	7	Econometria	Relação de risco entre bancos e seguradoras em mercados diversificados - risco individual aumenta probabilidade de contágio e crises
Markose <i>et al.</i>	2012	80	10	Teoria de Redes	<b>Conectado demais para falir</b> <b>- empresas dominantes em centralidade e conectividade são os mais importantes</b> <b>- o risco dessas empresas é subestimado</b>

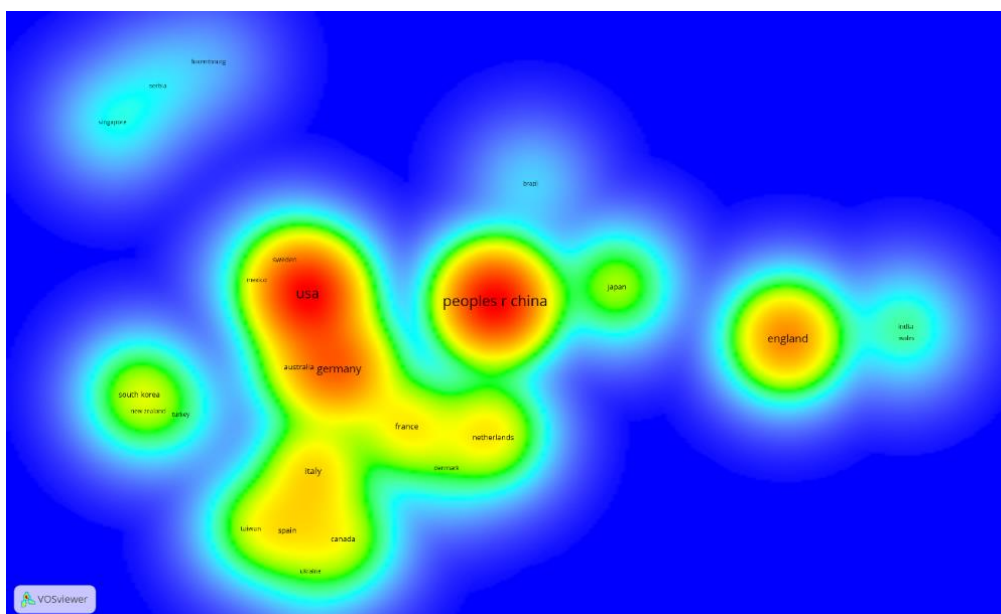
O primeiro cluster, dominado pelos trabalhos de Pesaran *et al.* [33], Cetorelli e Gambera [34] e Poon *et al.* [35], está centrado na pesquisa de relações de interdependência entre riscos. Em 2004, Pesaran *et al.* [33] desenvolveram um modelo capaz de estimar os efeitos gerados na economia global em razão de alterações em variáveis macroeconômicas regionais. O modelo foi utilizado para avaliar os efeitos sobre a carteira de crédito de um banco sob vários cenários de risco global.

O segundo cluster destaca o trabalho de Alter e Schueler [36], que investigaram em 2012, a interdependência do risco de inadimplência dos países da zona do euro e seus bancos domésticos. Foi possível verificar que quando há maior pedidos de resgate aos bancos, a alteração de seus balanços também influencia no risco soberano, trazendo maior probabilidade de inadimplência ao país. Com isso, ficou evidenciado que em períodos de contágio, o risco atinge os governos por meio da piora de risco dos CDS soberanos.

No terceiro cluster, Upper e Worms [37] estudaram em 2014 o efeito do risco de contágio que ocorre em virtude de empréstimos interbancários. Foi demonstrado que o default de um banco pode afetar outro banco não relacionado diretamente ao choque que levou o primeiro banco ao default. Para este estudo, foram modeladas as relações bilaterais entre bancos alemães por meio de dados de balanço. Ficou evidenciado que a ausência de mecanismos de mitigação adequados pode elevar o risco de contágio.

### 2.3.5. Países e linhas de pesquisa

A Figura 6 apresenta os países de onde provém os trabalhos mais citados.



**Figura 6:** Países com maior número de citações (Fonte Própria)

Percebe-se na Figura 6, três núcleos principais, formados por Estados Unidos, China e Inglaterra. Outros clusters aparecem de forma menos significativa, dentre eles o Brasil, mais próximo do cluster formado pela China.

É natural que a China e os Estados Unidos sejam os países mais citados, já que são também os que mais publicaram, com 60 e 57 documentos, respectivamente. O Brasil figura na lista com apenas 3 trabalhos.

Dentre eles, o trabalho mais citado, com 36 citações, é o de Tabak *et al.* [38], realizado em 2011. O estudo demonstra os efeitos da concentração de crédito no risco e retorno de bancos brasileiros. Foi empregado um modelo utilizando dados em painel com informações mensais segmentadas por bancos e setor econômico. Os resultados indicam que, no nível setorial, a maior concentração implica em maior retorno e menor risco. Isso se deve, em parte, ao fato de que ao se concentrarem em algum segmento, os bancos também podem aprimorar sua expertise para aquele tipo de negócio, contribuindo para o melhor entendimento e gestão dos riscos. Por outro lado, o estudo não focou no risco de concentração dentro de cada setor, podendo haver concentrações tanto de risco quanto de retorno, quando o resultado depende de um grupo pequeno de clientes grandes.

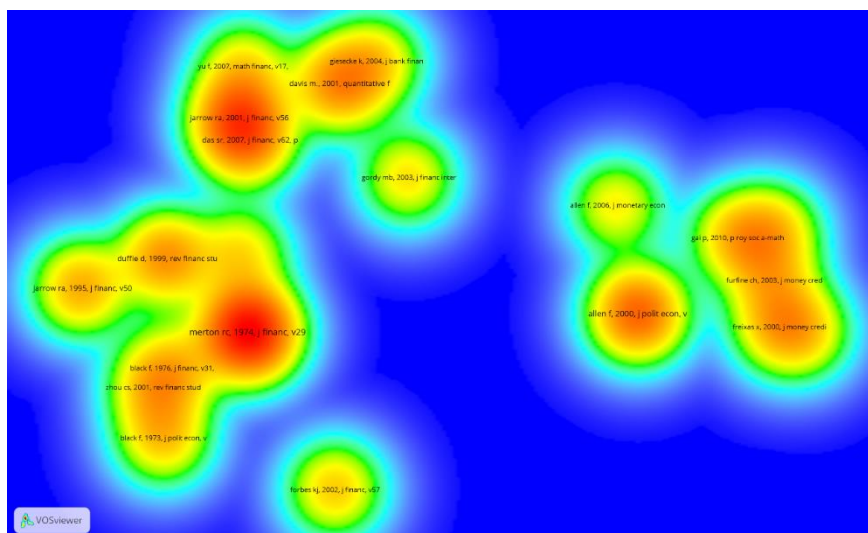
## 2.4. Detalhamento, modelo integrador e validação por evidências

A terceira etapa do método TEMAC, consiste em analisar as principais contribuições e abordagens presentes na base consolidada, por meio de Co-citação e *Coupling*.

De acordo com Melo e Rocha [31], na co-citação, tem-se uma perspectiva das abordagens mais utilizadas por meio da análise de trabalhos que têm literaturas-base semelhantes [31]. Por meio do *coupling*, é possível inferir as principais fontes de pesquisa, isto é, os trabalhos que não podem faltar na revisão sistemática.

### 2.4.1. Co-citação

O gráfico de calor, Fig. 7, apresenta as principais abordagens de pesquisa. Os núcleos são formados por meio de citação conjunta dos trabalhos ao longo dos anos.



**Figura 7:** Trabalhos mais citados pelo método de co-citação (Fonte Própria)

Percebe-se a existência de três clusters com vários núcleos, o que pode indicar abordagens de pesquisa diferentes. O menor cluster está centrado no trabalho de Forbes e Rigobon [39], que trata do risco de contágio, elucidando a interdependência existente entre a volatilidade dos mercados em diferentes países.

O principal cluster possui grande relevância no trabalho de Merton [40], de 1974, que expandiu a aplicação do trabalho desenvolvido por Black e Scholes [41] no ano anterior, para precificação no mercado de opções para o contexto da precificação dos passivos corporativos em geral. Embora ainda não houvesse preocupação explícita com o risco de concentração, seus trabalhos serviram de base para outras pesquisas, que aprofundaram conceitos relacionados principalmente à otimização dos portfólios e a busca por maior retorno com menor volatilidade.

Ainda neste mesmo cluster, o trabalho de Jarrow e Yu [42] se destaca. Trata-se de uma abordagem realizada em 1995 para incluir nos modelos de mensuração de perdas existentes à época, o risco de crédito da contraparte. O modelo permitiu melhor precificar derivativos de crédito, que têm por principal fator de risco o descumprimento do tomador. Em termos de abordagem, este trabalho pode ser visto como um início da tratativa sobre as interdependências entre defaults de diferentes contrapartes.

Davis [43], em 2001, apresentou um modelo parametrizável e parcimonioso de risco de contágio, para mensurar o risco de concentração em portfólios de grandes exposições de valores mobiliários. Gieseck e Weber [44], em 2004, apresentaram uma abordagem parecida com a de Davis, porém aprimorada. Seu modelo é capaz de mensurar a perda agregada de crédito em portfólios grandes, com operações contratadas por empresas sujeitas tanto ao risco de default, causado por correlações com o mercado, quanto ao risco de contágio. O modelo leva em consideração as interações locais que afetam o risco do portfólio de crédito e podem gerar variações significativas nas perdas.

Ainda no mesmo cluster, está o trabalho de Gordy [45], de 2003, que evidencia o fato do modelo regulatório para cálculo de capital para cobertura do risco de crédito, proposto pelo comitê de Basileia, não levar em consideração o efeito da possibilidade de ausência de granularidade nos reais portfólios das instituições. Assim, ao violar a premissa de portfólio infinitamente granular, o modelo poderia subestimar o capital necessário para cobertura das perdas. Gordy propôs um modelo para mensurar o que ele chamou de *add-on de capital* para os casos em que a granularidade ideal do portfólio não fosse observada.

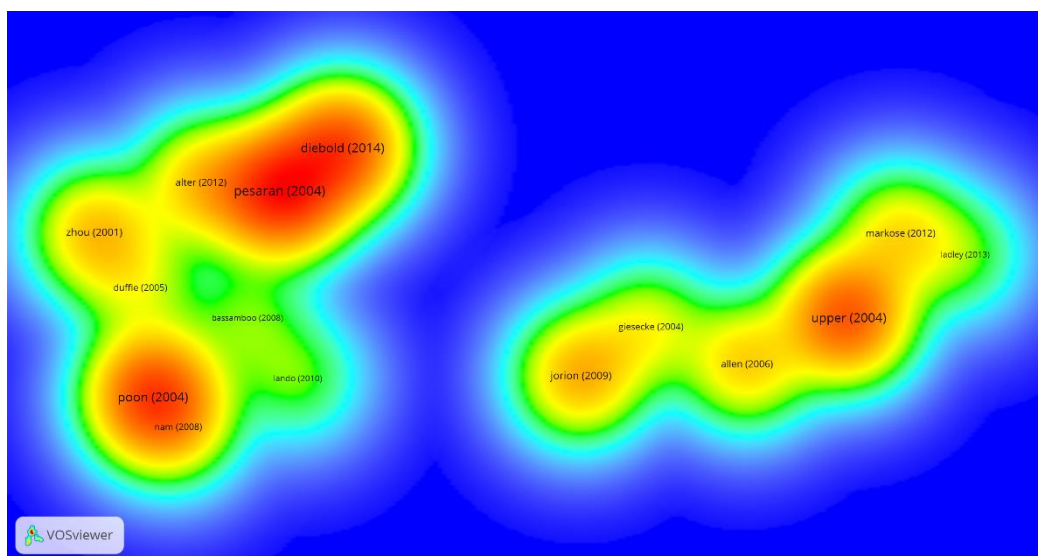
No segundo maior cluster, tem-se como relevantes os trabalhos de Allen e Gale [46] e Allen e Carletti [47], desenvolvidos nos anos de 2000 e 2006, respectivamente. Ambos tratam dos efeitos do risco de contágio com impactos na liquidez das instituições e nos mercados de forma generalizada, inclusive com transferência dos riscos entre o setor financeiro e securitário.

Na outra metade deste cluster, se destacam os trabalhos de Freixas *et al.* [48], de 2000, Furfine [49], de 2003 e Gai e Kapadia [50], de 2010, todos tratando do risco de contágio proveniente das inter-relações entre bancos no sistema financeiro. Destaque para o trabalho de Gai e Kapadia, que apresenta uma abordagem utilizando a teoria de redes para mapear os efeitos de movimentações na rede interbancária que possam impactar no risco de contágio e, conseqüente, gerar problemas de liquidez do sistema econômico.

## **2.4.2. Coupling**

O mapa de calor, Fig. 8, apresenta uma visão do acoplamento dos principais trabalhos presentes nas referências das publicações identificadas na base consolidada, utilizada nesta

pesquisa. Em outras palavras, demonstra quais são os fronts de pesquisa para os assuntos abordados nas diversas linhas.



**Figura 8:** Análise de coupling de referências (Fonte Própria)

A análise de *coupling* demonstra a existência de dois fronts principais. Um centrado nos trabalhos de Pesaran *et al.* [33], Diebold e Yilmaz [51], Poon *et al.* [35] e Zhou [52], e outro, nos trabalhos de Upper e Worms [37], Jorion e Zhang [53] e Allen e Carletti [47].

Zhou [52] apresenta em 2001, um modelo analítico para a mensuração das correlações de *default* e seus efeitos sobre a ocorrência de descumprimentos múltiplos. Em 2004, Pesaran *et al.* [33] propõem um modelo para mensurar as interdependências regionais e internacionais por meio da utilização de fatores macroeconômicos diversos. Eles investigam ainda o grau de interdependência regional, por meio de um modelo de impulso-resposta, onde os efeitos dos choques nas variáveis de um determinado país possuem impactos sistêmicos nos demais países considerados. No mesmo ano, Poon *et al.* [35] apresentam um framework para modelagem da distribuição de perdas conjunta, com base na teoria dos valores extremos, utilizando análise multivariada. Propõem também um método para mensuração dos impactos de riscos sistêmicos e crises, bem como a sua utilização para seleção de portfólios e gerenciamento de carteiras de crédito. Diebold e Yilmaz [51], por sua vez, calculam em 2014, o nível de conexão entre empresas financeiras e as variações nos preços diários de suas ações, por meio da teoria de redes.

Pode-se dizer que os principais trabalhos identificados neste primeiro cluster têm em comum a proposição de modelos com foco na mensuração dos impactos de riscos sistêmicos, efeitos do contágio e a identificação de interdependências entre fontes de risco.

No segundo cluster, Upper e Worms [37] apresentam em 2004, um estudo que simula os riscos de contágio no sistema financeiro alemão, proveniente da quebra de instituições isoladas

em razão de riscos idiossincráticos. Seus resultados mostram que a quebra de uma única instituição poderia levar a perdas de até 15% dos ativos totais do sistema financeiro daquele país. Segundo os autores, uma maneira de mitigar esse risco seria a criação de uma rede de segurança entre as instituições, formada por garantias institucionais. Em 2006, Allen e Carletti [47] tratam do risco de contágio, sob a ótica da transferência de risco entre bancos e seguradoras. Seus resultados mostram que em situações de normalidade de liquidez, a transferência de risco aumenta a diversificação dos portfólios de crédito, podendo gerar mais lucros. No entanto, na iminência de uma crise de liquidez, ambos os setores, bancário e segurador, são afetados, possuindo grande potencial de causar uma crise sistêmica. Jorion e Zhang [53] apresentam, em 2009, uma análise dos efeitos do risco de crédito de contraparte no risco de contágio. Para eles, os modelos tradicionais de mensuração do risco de crédito acabam por negligenciar os efeitos do risco da contraparte, o que pode aumentar significativamente os riscos de contágio.

Embora separados em razão da forma como os trabalhos são acoplados, ambos os clusters materializam os efeitos do risco de concentração no risco de contágio. Ao que tudo indica, existe uma grande preocupação de que eventos que à primeira vista possam ser interpretados como isolados, na verdade possam levar a um efeito dominó, cujos impactos negativos resultem em uma crise sistêmica.

Diante disso, o objetivo geral deste trabalho de pesquisa torna-se ainda mais relevante, pois não foram identificados estudos tratando especificamente do risco de concentração de crédito nos portfólios de pessoas físicas.

Nos trabalhos que tratam de risco de concentração de crédito individual [54][55][56][57], a abordagem está centrada em clientes empresariais. Isso se deve ao fato de que o foco, em geral, está no volume de empréstimos. No entanto, pode haver diversos grupos de pessoas físicas com valores de exposição pequenos, mas que juntas, compartilham um mesmo fator de risco. Dessa forma, na ocorrência de um evento que afete negativamente este fator de risco, grande parte deste grupo de clientes conectados pode ser afetado.

## **2.5. Determinação da Abordagem Teórica da Pesquisa**

Tendo em vista os objetivos desse trabalho estarem relacionados à aplicação da Teoria de Redes para a solução do problema de pesquisa, foi realizado um filtro dentre os artigos encontrados, tendo por base o termo “*network*”. Inicialmente, foram identificados 43 trabalhos. Após análise individualizada, percebeu-se que alguns deles apenas citavam a Teoria de Redes, sem aplicá-la de fato. Assim, após selecionar apenas os trabalhos que atendem aos objetivos desta



pesquisa, restaram 27 artigos. A Figura 9 apresenta, em resumo, as etapas percorridas até este resultado.

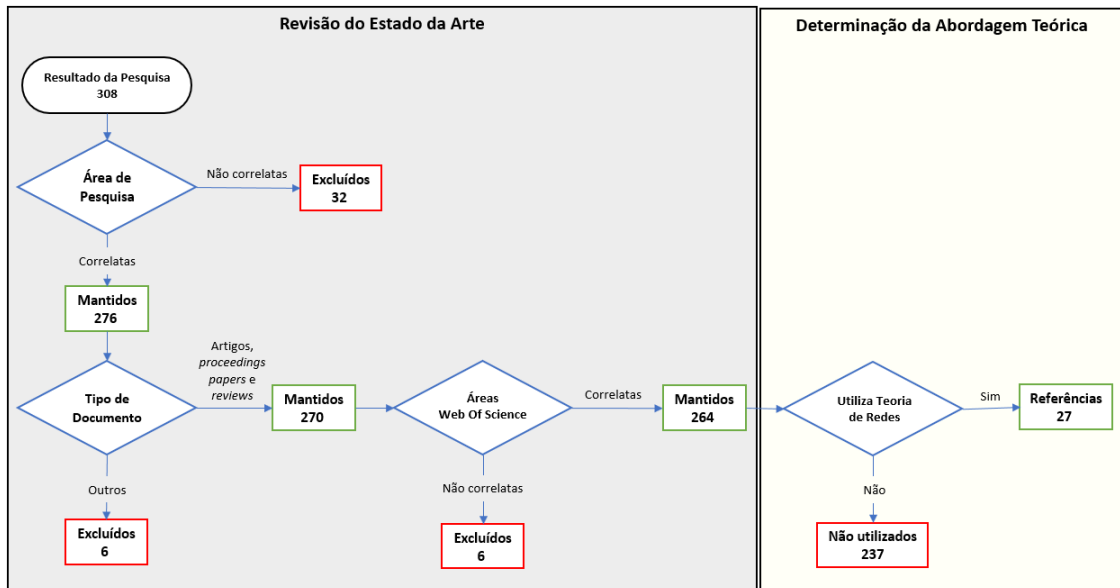


Figura 9: Etapas para a Revisão da Literatura

O Gráfico 4, apresenta, para os artigos selecionados para a abordagem teórica utilizando Teoria de Redes, a relação dos autores por ano de publicação, tendo por tamanho o número de citações dos respectivos trabalhos. Embora o número de publicações tenha tido um salto em 2018, as publicações mais recentes são, naturalmente, menos citadas.

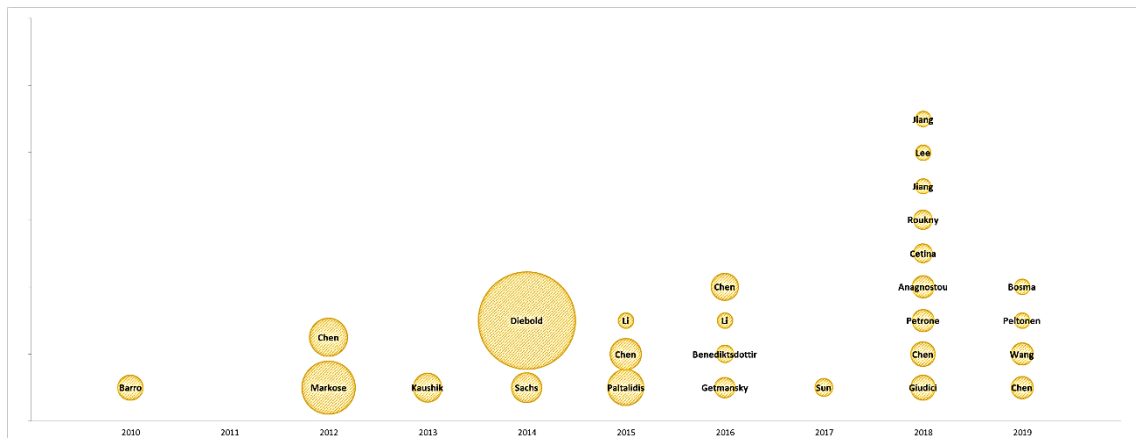


Gráfico 4: Autor e número de citações por ano (Fonte Própria)

Após a crise financeira de 2008, muitos estudos surgiram, utilizando a Teoria de Redes, com o objetivo de melhorar a compreensão sobre os fatores que teriam levado à sua origem. A interdependência entre os agentes financeiros passou a ser representada de diferentes formas.

Em 2010, Barro e Basso [58] apresentaram um modelo para avaliar os efeitos do risco de contágio sobre uma carteira de empréstimos bancários. Para isso, o risco de crédito das

contrapartes, formado por uma rede de empresas conectadas em função de suas relações comerciais e região geográficas, foi considerado. Por meio da simulação de alterações nas condições de variáveis macroeconômicas específicas, os efeitos do contágio foram mensurados.

Para se prevenir de situações de crise, um dos mecanismos de proteção mais utilizados pela indústria financeira para mitigar o risco de crédito são os *Credit Default Swap* (CDS), uma espécie de seguro bastante difundida nos países desenvolvidos. Em 2012, Markose *et al.* [59], investigaram a rede de CDS do mercado financeiro americano anterior à crise de 2007-2008. Seus resultados mostraram que a presença de empresas muito grandes no mercado de seguros e resseguros resultou em concentração de risco, elevando os efeitos do contágio e contribuindo para a crise sistêmica mundial. Kaushik e Battiston [60], em 2013 estenderam o estudo da rede de CDS, incluindo empresas dos EUA e da Europa. Em seu trabalho, foram modeladas as probabilidades de pares de default entre empresas que pertencem a uma mesma rede. Dessa forma, foi demonstrado o poder de propagação do risco em redes com empresas altamente conectadas.

Ainda focado na crise financeira do início do século, Diebold e Yilmaz [51] desenvolveram em 2014 um importante trabalho, em que apresentam uma série de medidas de centralidade de rede, construídas a partir da decomposição da variância dos ativos de diversas empresas. O modelo foi aplicado para rastrear a conexão de instituições financeiras com base na volatilidade diária do valor de suas ações, demonstrando os efeitos pré-crise de 2008. Em 2015, Paltalidis *et al.* [61] estudaram a propagação do risco sistêmico e do contágio financeiro no sistema bancário europeu, por meio do método de Máxima Entropia. O estudo apresentou uma rede dinâmica, com impulsos provenientes de variações nos mercados interbancários, volatilidade no preço dos ativos e piora do risco soberano dos países que compõem a rede. Com piora nesses indicadores, o modelo demonstrou a propagação da inadimplência e seus efeitos em cadeia, levando ao risco sistêmico, com maior alcance nos países do sul europeus.

Com enfoque um pouco diferente, mas ainda interessado nos fatores que levam às crises financeiras, Chen e Li [62], desenvolveram em 2016, uma rede que mede a propensão ao contágio em função do aumento da aversão ao risco, causada pelo sentimento de crise dos participantes da rede, representados pelos nós. Ao aplicar várias simulações numéricas, os autores conseguiram demonstrar que a propagação do contágio diminui drasticamente com base no poder de resistir ao risco dos nós da rede. Por outro lado, o aumento da aversão ao risco aumentou o agrupamento médio dos nós, o que pode configurar concentração de risco.

A topologia da rede interbancária é estudada por Sun e Chan-Lau [63] em 2017. Seu estudo, aplicado a países emergentes, demonstra que a rede interbancária se assemelha a uma rede mundial altamente agrupada, exibindo um padrão de comportamento de cauda pesada (grande perda com baixa probabilidade). O tamanho dos bancos se aproxima de uma distribuição de

Pareto, com alta correlação com a centralidade da rede. Além disso, é constatado, por meio de um estudo da topologia das redes, que a exposição ao risco de liquidez tem maior potencial de levar o sistema financeiro ao contágio do que o risco de crédito de contraparte.

Em 2018 Giudici e Parisi [64], apresentam um modelo de rede para avaliar o risco de contágio relativo aos CDS, ponderando os efeitos entre diferentes países. Seu estudo utiliza uma rede construída por meio de matriz de correlações. É demonstrado que países centrais atuam como compradores de risco, já que o contágio acaba por aumentar o preço de seus CDS. Os países emergentes, por outro lado, atuam como exportadores de risco, pois os efeitos do risco idiossincrático são maiores. Por fim, a variável de contágio derivada do estudo é proposta como uma nova medida de centralidade. No mesmo ano, Chen *et al.* [65] apresentam uma rede financeira que incorpora fatores comportamentais dos investidores que possam induzir ao contágio. São simuladas situações em que ruídos de mercado geram oscilações nos riscos, em virtude da insegurança de investidores em relação ao cenário alterar seu apetite a risco. É avaliada também a efetividade de ações regulatórias como mecanismo de mitigação da propagação do contágio sobre a rede.

Petrone e Latora [66], ainda em 2018, apresentaram um estudo para avaliar a propensão ao risco sistêmico em uma rede formada por bancos sistemicamente importantes na Europa. Para isso, a Probabilidade de Default (PD) dos bancos foi mensurada, levando em consideração os efeitos do risco de contágio presentes na rede modelada. Foi demonstrado que bancos expostos a contrapartes com dificuldades em períodos de contágio tem piora significativa em sua PD. No entanto, quanto menor a conexão do banco na rede, maior o risco de perda. Essa conclusão contradiz o entendimento regulatório, que aposta na diversificação como fator de mitigação de risco. Anagnostou *et al.* [67] apresentaram um estudo com objetivo semelhante: incorporar aos modelos de risco de crédito o risco de contágio, por meio da Teoria de Redes. Para isso, são consideradas situações de propagação do risco na rede, em cenários de estresse. As métricas de centralidade oriundas desse processo são utilizadas, para quantificar o impacto sobre a cauda da distribuição de perdas.

Em 2019, Wang e Chen [68] estenderam o estudo realizado por Chen *et al.* [65] no ano anterior, focado na modelagem do risco de crédito de contraparte por meio da Teoria de Redes, incorporando fatores comportamentais. Foi verificada a influência da divulgação de informações de mercado no comportamento do investidor e consequente efeito sobre o contágio. Chen *et al.* [69], por sua vez, analisaram uma rede de contrapartes para verificar a efetividade de mecanismos regulatórios na iminência de contágio, e também consideraram fatores comportamentais na propagação dos riscos sobre a rede. Peltonen *et al* [70] volta o foco para a rede interbancária, modelando uma rede entre países europeus, incluindo também setores não financeiros, mas que

estão relacionados à atividade bancária. Seus resultados mostram que quanto mais central a posição do banco na rede, maior sua propensão ao risco. Para monitorar este risco, são apresentadas medidas de interconectividade derivadas do estudo. Por fim, Bosma *et al.* [71] estudam a importância das conexões como medida de proteção aos bancos em períodos de crise. Reforçando o resultado do estudo de Peltonen *et al.* [70], Bosma *et al.* [71] demonstra que as instituições que eram mais centrais na rede antes da crise de 2008, foram as primeiras a serem socorridas. Possivelmente, já havia o entendimento sobre a relevância sistêmica desses bancos, podendo haver efeitos ainda mais danosos em caso de falência. Assim, se por um lado a posição central na rede demonstra os bancos com maior risco, por outro, demonstra também as instituições com maior propensão a serem socorridas pelos pares ou por medidas regulatórias em cenários de crise. O Quadro 2 resume os artigos com aplicação da Teoria de Redes que foram selecionados.

*Quadro 2: Principais trabalhos selecionados como referência (Fonte Própria)*

<b>Título</b>	<b>Ano</b>	<b>Autor</b>	<b>Principal aspecto de contribuição para a pesquisa</b>
Large exposure estimation through automatic business group identification	2016	Benediktsdottir	Clusterização em redes
An Evolving Network Model of Credit Risk Contagion in The Financial Market	2016	Chen	
A Network Model of Credit Risk Contagion	2012	Chen	Exposição individual ao risco de contágio
Incorporating Contagion in Portfolio Credit Risk Models Using Network Theory	2018	Anagnostou	Interdependência da Probabilidade de Default
Interconnectedness as a source of uncertainty in systemic risk	2018	Roukny	
'Too interconnected to fail' financial network of US CDS market: Topological fragility and systemic risk	2012	Markose	Medidas de concentração em redes
Interconnectedness of the banking sector as a vulnerability to crises	2019	Peltonen	Medidas de prevenção de risco em redes
Spatial Interaction Model of Credit Risk Contagion in the CRT Market	2015	Chen	Medidas de proximidade em redes
Credit Default Swaps Drawup Networks: Too Interconnected to Be Stable?	2013	Kaushik	Novas medidas de centralidade
On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms	2014	Diebold	
Systemic Risk on Trade Credit Systems: with the Tangible Interconnectedness	2018	Lee	

*Quadro 2: Principais trabalhos selecionados como referência (Fonte Própria)*

(continuação)

<b>Título</b>	<b>Ano</b>	<b>Autor</b>	<b>Principal aspecto de contribuição para a pesquisa</b>
A dynamic approach merging network theory and credit risk techniques to assess systemic risk in financial networks	2018	Petrone	Novas medidas de centralidade e uso da Probabilidade de Default
CoRisk: Credit Risk Contagion with Correlation Network Models	2018	Giudici	Rede de Correlações
Credit contagion in a network of firms with spatial interaction	2010	Barro	Rede de portfólio de empréstimos empresariais
Completeness, interconnectedness and distribution of interbank exposures-a parameterized analysis of the stability of financial networks	2014	Sachs	Risco de concentração e contágio
Interconnectedness in the CDS Market	2016	Getmansky	
Uncertainty in an Interconnected Financial System, Contagion, and Market Freezes	2016	Li	
Transmission channels of systemic risk and contagion in the European financial network	2015	Paltalidis	Risco de contágio
Credit Risk Contagion in an Evolving Network Model Integrating Spillover Effects and Behavioral Interventions	2018	Chen	
Credit risk contagion coupling with sentiment contagion	2018	Jiang	
Credit Risk Contagion Based on Asymmetric Information Association	2018	Jiang	
Too Connected to Fail? Inferring Network Ties From Price Co-Movements	2019	Bosma	
Contagion model on counterparty credit risk in the CRT market by considering the heterogeneity of counterparties and preferential-random mixing attachment	2019	Chen	Risco de crédito da contraparte
Stressed to the core: Counterparty concentrations and systemic losses in CDS markets	2018	Cetina	Teste de Estresse
Financial networks and interconnectedness in an advanced emerging market economy	2017	Sun	Topologia de rede
Investor behavior, information disclosure strategy and counterparty credit risk contagion	2019	Wang	
Associated Credit Risk Contagion Between Enterprises Based on the Imperfect Immunization Scenario	2015	Li	Topologia de rede e correlações

Estes trabalhos apresentam características com potencial de contribuição para o atingimento dos objetivos desta pesquisa. Alguns, sob o enfoque teórico, podem melhorar o entendimento dos métodos utilizados para construção das redes em diferentes contextos. Outros, com enfoque mais prático, podem auxiliar na definição da forma de aplicação das técnicas estudadas sobre os dados a serem analisados.

### 3. Referencial Teórico

O referencial teórico tem por objetivo elucidar algumas definições que serão necessárias durante a fase de apresentação dos resultados.

#### 3.1. Gestão de Riscos em Instituições Financeiras

A gestão de riscos pode ser entendida como a habilidade em identificar os riscos, mensurá-los, avaliar suas consequências e tomar ações apropriadas para mitigar seus efeitos, protegendo a instituição de perdas econômicas. Esta tarefa, no entanto, torna-se cada vez mais difícil, devido ao aumento significativo, nos últimos anos, da complexidade dos riscos com os quais as instituições financeiras precisam lidar [10]. O avanço de novas tecnologias e o uso do *mobile banking* potencializaram os negócios, mas também abriram brechas para novas formas de ameaças [10]. Há ainda o aparecimento de riscos emergentes, como o risco de reputação, risco climático e o risco socioambiental [30]. Neste contexto, os bancos têm envidado esforços para aprimorar seus mecanismos de gestão de riscos.

O conjunto de riscos que afetam as instituições financeiras pode variar a depender do tipo de instituição, da região geográfica de atuação ou até mesmo em razão das características econômicas locais.

O Quadro 3 sintetiza a descrição dos principais riscos, com base nas definições de Inaki et al. [72], BCBS [13] e Bacen [2]:

*Quadro 3: Principais riscos em instituições financeiras (Fonte Própria)*

Tipo de Risco	Descrição
Concentração	Possibilidade de perdas em decorrência de exposições significativas a uma mesma contraparte ou conjunto de contrapartes, que se relacionam por algum fator comum, como região geográfica, moeda, tipo de garantia, atividade econômica etc.
Contágio	Possibilidade de que um risco de origem idiossincrática afete outros participantes do mercado, causando um efeito sistêmico.
Crédito	Possibilidade de perdas em decorrência do não cumprimento pela contraparte das condições negociais pactuadas, seja por inadimplência ou reestruturações que gerem variações financeiras negativas para a instituição.
Crédito da Contraparte	Possibilidade de perdas decorrentes do não cumprimento de obrigações relativas à liquidação de operações que envolvam fluxos bilaterais, incluindo a negociação de ativos financeiros ou de derivativo.

*(continua)*

*Quadro 3: Principais riscos em instituições financeiras (Fonte Própria)*

*(continuação)*

<b>Tipo de Risco</b>	<b>Descrição</b>
Liquidez	Caracterizado pelo não cumprimento de obrigações financeiras no vencimento, em virtude da incapacidade de converter um ativo sem incorrer em perdas inaceitáveis, devido à falta de compradores ou em razão de um mercado secundário ineficiente.
Mercado	Possibilidade de perdas decorrentes de flutuações nos preços de mercado dos ativos detidos pela instituição.
Taxa de Juros do Banking Book	Possibilidade de variações negativas no capital e nos resultados da instituição financeira em decorrência de movimentos adversos das taxas de juros dos instrumentos classificados na carteira bancária.
Operacional	Possibilidade de perdas em decorrência de falha, deficiência ou inadequação de sistemas, processos, pessoas ou eventos externos à instituição.

A gestão desses riscos requer estrutura integrada, com capacidade de mensurar seus impactos em todas as áreas da instituição. Em 2017, o Banco Central do Brasil (Bacen) publicou a Resolução do Conselho Monetário Nacional (CMN) 4.557 [2], que estabelece os requisitos regulatórios mínimos que devem ser observados para a efetiva gestão integrada dos riscos (GIR).

Conforme estabelecido na GIR [2], a estrutura de gestão de riscos das instituições financeiras deve comprovar sua capacidade, mediante o atendimento a uma série de requisitos, para identificar, mensurar, avaliar, monitorar, reportar, controlar e mitigar os riscos a que estão expostas.

Adicionalmente, as instituições devem mensurar os riscos de forma prospectiva, realizando estudos de impacto envolvendo a aplicação de testes de estresse, definição de planos de contingência e recuperação, entre outros [2].

O tópico a seguir apresenta um maior detalhamento do risco de concentração de crédito, objeto deste estudo.

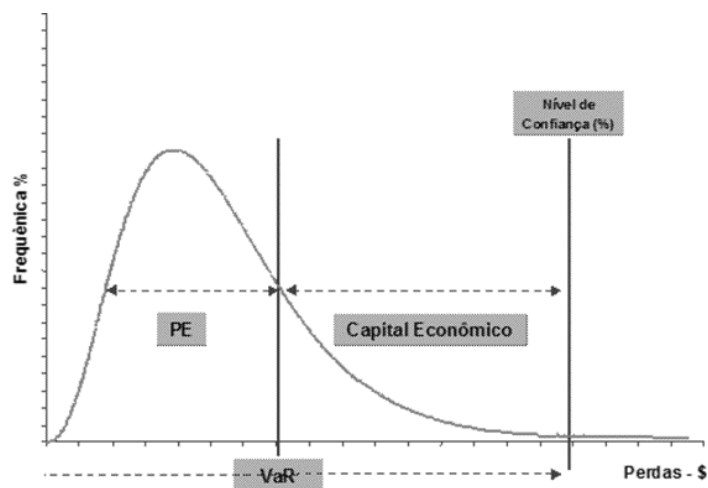
### **3.2. Risco de Concentração de Crédito**

Dentre os diversos riscos que afetam o setor bancário, destaca-se o risco de crédito, que se caracteriza pela possibilidade de perdas associadas ao não cumprimento, por parte do tomador, das obrigações contratuais pactuadas [2].

Para fazer frente a esse risco, as instituições financeiras mensuram duas medidas principais: perdas esperadas e perdas inesperadas [73]. Para cobrir as perdas esperadas (PE), são constituídas provisões de crédito, que são repassadas no preço das operações. Para cobrir as perdas inesperadas, é realizada a alocação de capital, cuja fonte de recursos é o patrimônio líquido



da instituição, proveniente dos acionistas. A soma desses valores, capital e provisão, resulta no Valor em Risco (VaR) da instituição para um dado momento, e serve de instrumento de gestão para uma série de processos e tomada de decisão [74][75]. A Figura 9 apresenta um gráfico de distribuição de perdas agregadas, sintetizando de forma visual os conceitos aqui apresentados.



*Figura 10: Distribuição de perdas agregadas (Fonte Própria)*

Após a crise de 2008, ficou evidenciado que os modelos tradicionais de mensuração do risco de crédito não foram suficientes para conter a propagação do risco de forma sistêmica. Em certo ponto, isso se deu em razão dos modelos de alocação de capital para risco de crédito propostos pelos órgãos reguladores, em especial o Comitê de Basileia, não capturarem o efeito da concentração de risco [73], [76], [77].

Conforme já definido, o risco de concentração de crédito refere-se à possibilidade de que perdas elevadas, provenientes de uma única contraparte ou conjunto de contrapartes sujeitas a um fator de risco comum, alterem negativamente o perfil de risco da instituição [11].

Geralmente, sua origem tem sido relacionada a dois tipos de diversificação imperfeita: a primeira, relacionada ao risco idiossincrático de uma única contraparte altamente concentrada (concentração por nome); a outra, relativa ao risco sistêmico, envolvido na concentração dos negócios com um determinado setor, que em situações de estresse, tenha potencial de propagar o risco para os demais [12].

Diversos trabalhos propõem modelos para mensuração do risco de concentração por nome [78], [79], [80] e setorial [23],[81]–[84].

No entanto, conforme destacado no Capítulo 2, não foram identificados trabalhos específicos que tratassem do risco de concentração em decorrência das exposições existentes no portfólio de Pessoas Físicas (PF).

O segmento de crédito PF compreende diversos produtos, notadamente, financiamentos (imobiliário, veículo, demais bens), crédito pessoal e crédito rotativo (cheque especial e cartão de crédito). Do ponto de vista do indivíduo, é improvável que sejam observadas concentrações, já que o volume individual de crédito não costuma ser relevante frente ao total de crédito da carteira. No entanto, condicionadas às diversas relações existentes entre os indivíduos que compõem o segmento PF, é altamente provável que concentrações ocorram.

Desse modo, quando o papel do dado (de maneira individual) se torna importante na pesquisa, é necessário dotar a análise de dados de maior dinamismo.

Weaver [85], afirma que antes de 1900 a ciência trabalhava questões de simplicidade, envolvendo duas variáveis. Já no século 20, a ciência desenvolveu ferramentas estatísticas que levavam em conta grande número de variáveis. Porém, atualmente a ciência compreendeu que apenas inferências sobre os dados não são suficientes para resolver alguns problemas específicos. Em algumas situações, as conexões entre os dados (relações) são tão importantes quanto sua própria natureza, podendo, inclusive, alterar suas características originais.

Compreender o uso de ferramentas de pesquisa que garantam a avaliação do papel dinâmico do dado se faz necessário, e esta fluidez dos dados pode encontrar na Teoria de Redes, uma solução satisfatória.

### **3.3. Teoria de Redes**

A Teoria de Redes tem evoluído de forma vertiginosa nos últimos anos, se posicionando como uma maneira dinâmica de ver o mundo, cujo foco principal são as conexões [86]. Sua aplicação está presente em diversas áreas, como física, matemática, biologia, ciência da computação e sociologia.

Redes dizem respeito a conectividade, às inter-relações presentes entre os componentes de um sistema [87]. Os modelos tradicionais de mensuração de risco costumam empregar grandes esforços buscando entender o comportamento do indivíduo, assumindo que o risco total é função da soma dos riscos individuais [51]. No entanto, ao reconhecer a conexão entre os diversos componentes de um sistema, percebe-se que o comportamento total é consequência da interdependência entre eles [88].

A Teoria de Redes auxilia na evolução de premissas que já não se ajustam ao mundo atual, altamente conectado, como a suposição de relações determinísticas ou lineares entre as partes [51].

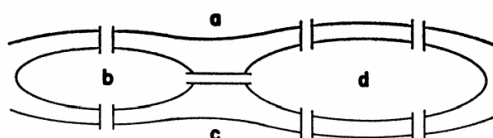
A complexidade e a não-linearidade são características inerentes às redes [44]. Assim, a análise de um grupo pequeno de indivíduos, 100, por exemplo, pode resultar em milhões de

diferentes conexões entre eles. Portanto, é importante destacar que a utilização de redes, assim como diversas outras teorias, é apenas uma aproximação da realidade, que se mostra tão complexa quanto mais se aprofunda em seu entendimento.

E foi nesse contexto, de buscar uma maneira de modelar de forma matemática a realidade em uma visão de redes, que surgiu a Teoria dos Grafos.

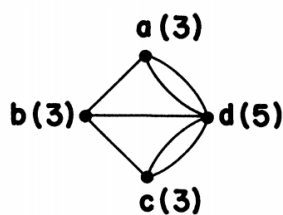
### 3.3.1. Teoria dos Grafos

A Teoria dos Grafos pode ser entendida como uma área da matemática que fornece uma linguagem formal para tratar e quantificar aspectos relativos à modelagem de redes. Sua origem data do século XVIII, quando o matemático Leonhard Euler a utilizou para resolver o problema que ficou conhecido como as Sete Pontes de Königsberg [89], representado na Fig. 10.



*Figura 11: As Sete Pontes de Königsberg (Fonte: [89])*

O problema consistia em tentar sair de uma das cidades, representadas pelas letras de  $a$  a  $d$ , e retornar ao mesmo ponto, sem passar duas vezes por uma mesma ponte. Euler representou as cidades e as pontes por meio de grafos, demonstrando que era impossível atingir este objetivo. A partir disso, várias definições matemáticas surgiram.



*Figura 12: Representação do problema das Sete Pontes de Königsberg por meio de grafos (Fonte: [89])*

Uma rede é representada por um conjunto de nós e arestas, com os nós representando os indivíduos da rede e as arestas as características que os conecta [51]. Um exemplo seria uma rede em que os nós representam clientes de um banco e as arestas as transferências de recursos entre eles. Assim, sempre que um cliente transferir dinheiro para o outro, uma conexão será estabelecida.

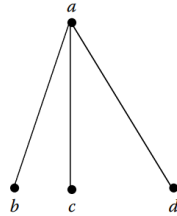
Desta forma, um grafo  $G$  consiste em um par de nós  $V$  (*vertices*) e arestas  $E$  (*edges*), representadas por

$$G = (V, E)$$

Onde,

$$V = \{a, b, c, d\} \text{ e } E = \{ab, ac, ad\}$$

O grafo  $G = (4,3)$  é representado na Fig. 12.



*Figura 13: Representação do grafo  $G = (4,3)$  (Fonte: [51])*

### 3.3.2. Tipos de Redes

Com o passar dos anos, diversos tipos de rede foram definidos. Em 1960 foi proposto um modelo de redes aleatórias por Erdős e Rényi [90]. Neste modelo, as conexões ocorrem de forma aleatória, assumindo um número semelhante de conexões entre os nós [91].

Em 1998, Watts e Strogatz [92] desenvolveram um modelo denominado *Small World*, em que assumem que uma rede pode se comportar tanto de forma aleatória como não aleatória, a depender de um fator de aleatoriedade, que varia entre 0 e 1, representando a probabilidade de conexão entre os nós.

Em 2003, Barabási e Bonabeau [91] demonstraram a não-aleatoriedade das redes, revelando que os nós mais interligados tendem a representar uma minoria na rede, já que ao integrar uma rede, o novo nó irá exercer um critério de preferência, normalmente vinculado ao nó mais relevante [93].

Além disso, uma rede pode ser direcionada ou não [94]. Nas redes direcionadas, as relações possuem um efeito causal, cujo inverso não é verdadeiro. Por exemplo, a relação entre um banco e um cliente é direcionada quando a ligação entre eles é um empréstimo, pois o banco empresta o dinheiro ao cliente, sendo necessário observar a rede desta perspectiva. Um exemplo de uma rede não direcionada seria o caso de avaliar se duas pessoas são ou não parentes. Dizer que  $a$  é parente de  $b$  ou o inverso, diz respeito à mesma relação.

Assim, quando as ligações são direcionadas, as ligações que provém do nó são denominadas ligações de saída, já as ligações que chegam ao nó são chamadas de ligações de entrada [94].

### 3.3.3. Medidas de Centralidade

As medidas de centralidade buscam dar respostas às características que definem o comportamento de uma rede. As principais medidas são:

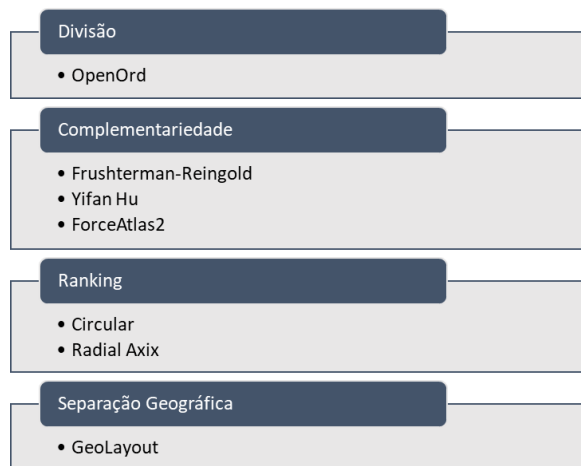
- a) Grau (*degree*): mede o número de ligações de um nó, sendo representado pela quantidade de arestas vizinhas do nó. Em redes direcionadas, corresponde à soma das arestas de entrada com as arestas de saída.
- b) Proximidade (*closeeness*): mede o quanto um nó é próximo dos demais.
- c) Intermediação (*betweenness*): mede o quanto um grau encontra-se entre dois nós, não necessariamente subjacentes. Em outras palavras, mede a importância de um nó na tarefa de intermediar dois outros nós (uma ponte entre duas cidades, por exemplo).

Ao longo do tempo, diversas medidas de centralidade foram criadas, ligadas aos diferentes contextos aos quais os estudos que as propuseram estavam focados. Dentre elas, pode-se citar:

- a) PageRank: proposto por Brin e Page [95] em 1999, utiliza algoritmo para atribuir um peso de importância aos nós, e posteriormente ranqueá-los. Foi utilizado para ordenar resultados de buscas do Google, considerando mais importantes as páginas mais direcionadas por outros sites.
- b) DebtRank: proposto por Battiston et al [96] em 2012, mede a fração do valor econômico total da rede que pode ser afetada em razão do estresse ou da piora de risco de um determinado nó. É expressa em valor e pode ser vista como uma medida de classificação dos nós com potencial de causar risco sistêmico em uma determinada rede.
- c) PDRank: proposto por Petrone e Latora [66] em 2018, mede a perda esperada para um determinado nó em consequência de variações na estrutura da rede que levam a uma diferença na probabilidade de default inicial do respectivo nó. É expressa em valor e pode ser utilizada para ranquear os nós mais sujeitos ao risco sistêmico.

### 3.3.4. Layout da Rede

Para visualização dos dados em rede, uma série de algoritmos de distribuição foram desenvolvidos ao longo do tempo [103]. A escolha do método mais adequado depende do tipo de ênfase que se quer dar à rede construída. **A Erro! Fonte de referência não encontrada.** apresenta a perspectiva descrita no tutorial da ferramenta Gephi [104].



**Figura 14:** Algoritmo de distribuição de rede por objetivo. (Fonte: Adaptado de [104])

Para o presente estudo, pretende-se enfatizar a complementariedade entre os dados, ou seja, de que forma a interdependência entre eles pode impactar o todo. Baseado nisso, foi construído o Quadro 6, com a descrição das características dos algoritmos que podem ser utilizados para este objetivo.

**Quadro 4:** Descrição de algoritmos de distribuição de redes (Fonte: Adaptado de [104])

Algoritmo	Descrição	Características	Autor / Ano
Fruchterman-Reingold	Simula o gráfico como um sistema de partículas (analogia com a Física), em que os nós são as partículas de massa e as bordas as molas entre as partículas. Muito utilizado, porém bastante lento na execução.	- Direcionado pela força de atração entre os nós - Suporta de 1 a 1.000 nós - Não considera peso das arestas	Thomas Fruchterman & Edward Reingold / 1991
Yifan Hu	É bastante rápido e útil em gráficos muito grandes. Combina o modelo direcionado pela força de atração com um algoritmo multinível para reduzir a complexidade do cálculo.	- Direcionado pela força de atração entre os nós + multinível - Suporta de 100 a 100.000 nós - Não considera peso das arestas	Yifan Hu / 2005
ForceAtlas2	Capaz de lidar com grandes redes com qualidade muito boa. Aproxima a repulsão dos nós por meio de cálculo matemático Barnes-Hut, reduzindo a complexidade e aumentando a velocidade de execução.	- Direcionado pela força de atração entre os nós - Suporta de 1 a 1.000.000 nós - Considera peso das arestas	Mathieu Jacomy / 2011

Importante destacar que pode haver casos em que o uso de apenas um algoritmo de distribuição não seja suficiente. Assim, o pesquisador deve testar, dentre os algoritmos que atendem aos seus objetivos, qual deles melhor representa os dados, sendo possível, ainda, a utilização de mais de um deles de forma simultânea.

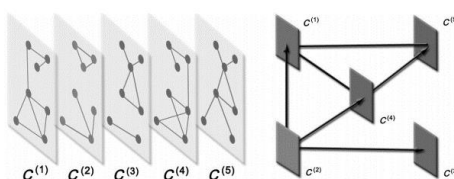
E quando se trata de simultaneidade em redes, a representação de redes em mais de uma camada tem evoluído nos últimos anos, conforme aborda o tópico a seguir.

### 3.3.5. Redes Multilayers

Conforme já dito, mesmo com poucos nós, pode haver inúmeras relações entre os componentes de uma rede. No entanto, as redes simples representam apenas uma dessas relações, podendo por vezes implicar em simplificações que comprometem os resultados da análise [97].

Para analisar sistemas que requerem um pouco mais de complexidade, um novo tipo de representação se faz necessário [98]. Neste contexto, as redes denominadas multicamadas ou *multilayers*, podem ser usadas para representar qualquer tipo de multiplicidade de conexão entre nós, incluindo diferenças temporais.

A Figura 15 representa uma rede multicamada. Neste exemplo, cada camada, à esquerda, representa um tipo de característica de conexão (setor econômico, produto, probabilidade de default, por exemplo) ou medida de tempo [96]. À direita, é apresentado um exemplo de relação que pode existir entre essas camadas [98].



**Figura 15:** Representação de redes multilayers (Fonte: [96])

Sua análise também se utiliza de medidas de centralidade, tal qual nas redes *monolayers*. No entanto, a análise com a perspectiva *multilayer* difere da análise de suas camadas de forma independente.

Mais detalhes podem ser obtidos em Domenico *et al.* [87], [98] e Boccaletti *et al.* [99], que apresentam formulação matemática detalhada desse tipo de rede.

A seguir, será apresentado o método de pesquisa utilizado neste estudo.

## 4. Método de Pesquisa

Segundo Wazlawick [100], o método de pesquisa consiste na sequência de passos necessários para demonstrar de que forma os objetivos do estudo serão atingidos. Os tópicos a seguir descrevem as características desta pesquisa e a forma de obtenção dos resultados.

### 4.1. Tipo de pesquisa

Dentre os tipos de pesquisa descritos por Wazlawick [101], esta pesquisa se enquadra no tipo exploratória, de natureza aplicada e abordagem quantitativa, empregando técnicas específicas para a resolução de problemas observados no mundo real. Para a revisão da literatura foi utilizada a aplicação da Teoria do Enfoque Meta-Analítico Consolidado (TEMAC). Para a análise quantitativa dos dados, foi utilizada a Teoria de Redes.

### 4.2. Local do estudo

Os dados fornecidos pela instituição financeira contam com informações da carteira de crédito de clientes localizados no estado de Sergipe.

Segundo dados do IBGE [102], o estado de Sergipe, localizado na região nordeste do Brasil, é o menor em extensão territorial, com apenas 0,26% da área total do país.

O Censo de 2010 apontou uma população de 2.068.017 habitantes, distribuída em 75 municípios, sendo a capital Aracaju, a mais populosa, com 571.149 habitantes. A população é maioritariamente rural, com 73,5% do total. Os estados da Bahia e Alagoas fazem fronteira com o estado.





### **4.3. Objeto de estudo**

O objeto de estudo é o portfólio de operações de crédito de clientes do segmento Pessoa Física de um banco brasileiro classificado no Segmento S1. De acordo com a Resolução 4.553/17, se enquadram no Segmento S1 os bancos que apresentem porte igual ou superior a 10% do PIB ou exerçam atividade internacional relevante.

### **4.4. Instrumento de coleta de dados**

Os dados foram fornecidos pela instituição financeira, mediante solicitação, por meio de preenchimento de formulário com as informações necessárias para o estudo. Não houve necessidade de uso de instrumentos de coleta tradicionais, como questionários ou aplicação de pesquisas.

### **4.5. Procedimento de obtenção dos dados**

Os dados foram extraídos de sistemas legados corporativos, que compreendem informações históricas e detalhados de diferentes fontes. Para consolidação dos dados, foram escritos códigos em linguagem SQL, com o ajuste apropriado para processamento no software SAS, *Statistical Analysis Software*.

### **4.6. Ferramentas de análise**

A análise e tratamento dos dados foi realizada por meio do software SAS e do Microsoft Excel. Após tratamento, a modelagem das redes foi realizada por meio do software Gephi [103].

### **4.7. Critérios de inclusão e exclusão**

De forma a atender aos objetivos da pesquisa, foi utilizado como critério de inclusão os clientes Pessoas Físicas do estado de Sergipe que recebem salário pelo banco. Como critério de exclusão, foram considerados os clientes sem análise de crédito vigente ou sem operações de crédito com o banco.

A exclusão dos clientes sem análise de crédito se justifica pelo fato de não ser possível avaliar medidas de risco necessárias para o desenvolvimento do trabalho. Já os clientes sem operações de crédito ativas, não apresentam risco de crédito para o banco e, portanto, não fazem parte do escopo deste trabalho.

## **4.8. Descrição dos dados disponíveis**

O estudo foi realizado com base nos dados referentes a junho de 2018.

### **4.8.1. Forma de disponibilização dos dados**

Os dados da amostra foram disponibilizados em quatro tabelas:

- a) Clientes – contém informações sobre o cliente e suas operações de crédito com a instituição, bem como variáveis idiossincráticas.
- b) Ocupação – contém o código da ocupação principal e a respectiva descrição do código. É uma tabela de domínio.
- c) Municípios – contém o código, o nome e o valor do PIB dos municípios presentes na base. É uma tabela de domínio.
- d) Empregador – contém, para cada cliente, o código do (s) empregador (es).

Para facilitar as análises futuras, os nomes dos municípios e das ocupações foram acrescentados à tabela Clientes. Os dados da tabela Empregador não foram incluídos pois poderiam causar duplicações, já que um cliente pode ter mais de um emprego cadastrado.

### **4.8.2. Descaracterização**

Embora a própria instituição financeira já houvesse realizado procedimento de descaracterização dos dados originais, adicionalmente optou-se por ajustar o nome das variáveis e atribuir valores aleatórios para o código dos clientes. Com relação aos demais dados, como valores e taxas, não foram realizadas alterações.

Não foram verificadas inconsistências nos dados que pudessem comprometer os resultados do estudo. Isso se deve, em parte, por terem sido extraídos de sistemas legados corporativos da instituição, que contam com mecanismos robustos para garantir a validação e integridade dos dados.

### **4.8.3. Descrição das variáveis**

O Quadro 5 apresenta as variáveis disponibilizadas pela instituição financeira e sua respectiva descrição.

*Quadro 5: Descrição das Variáveis (Fonte Própria)*

<b>Variável</b>	<b>Nome</b>	<b>Descrição</b>
<b>CD_CLIENTE</b>	Código do cliente	Número sequencial que diferencia os clientes na base de dados. Foi construído de forma aleatória para não comprometer o sigilo das informações.
<b>CD_CIDADE</b>	Código da Cidade	Número que identifica o município que o cliente reside
<b>TX_CIDADE</b>	Nome da Cidade	Contém o nome do município
<b>VL_PIB_CIDADE</b>	PIB da Cidade	Contém o Valor do PIB da Cidade
<b>CEP</b>	CEP	CEP de residência do cliente
<b>CD_OCP</b>	Código da Ocupação	Código da Ocupação principal do cliente
<b>TX_OCP</b>	Nome da Ocupação	Nome da Ocupação principal do cliente
<b>CD_GR_PRDT</b>	Código do Grupo de Produtos	Identifica o grupo em que o produto contratado se enquadra
<b>CD_PRDT_TIPO</b>	Código do Produto e subtipo de produto	Descreve o produto e o subtipo que pertence a uma determinada categoria.
<b>CD_CLIENTE</b>	Código do cliente	Número sequencial que diferencia os clientes na base de dados. Foi construído de forma aleatória para não comprometer o sigilo das informações.
<b>CD_CIDADE</b>	Código da Cidade	Número que identifica o município que o cliente reside
<b>TX_CIDADE</b>	Nome da Cidade	Contém o nome do município
<b>VL_PIB_CIDADE</b>	PIB da Cidade	Contém o Valor do PIB da Cidade
<b>CEP</b>	CEP	CEP de residência do cliente
<b>CD_OCP</b>	Código da Ocupação	Código da Ocupação principal do cliente
<b>TX_OCP</b>	Nome da Ocupação	Nome da Ocupação principal do cliente
<b>CD_GR_PRDT</b>	Código do Grupo de Produtos	Identifica o grupo em que o produto contratado se enquadra
<b>CD_PRDT_TIPO</b>	Código do Produto e subtipo de produto	Descreve o produto e o subtipo que pertence a uma determinada categoria. Ex.: Produto – Financiamento Imobiliário; Subtipo – Minha Casa Minha Vida
<b>LGD</b>	Perda Dado o Descumprimento	Valor da taxa de perda em caso de descumprimento (inadimplência) do cliente
<b>PD</b>	Probabilidade de Descumprimento	Valor da probabilidade de descumprimento do cliente
<b>VL_TTL_ENDVD</b>	Valor Total do Endividamento do Cliente	Valor total das operações de crédito que o cliente possui com o banco
<b>VL_SALDO</b>	Valor do Saldo	Valor do saldo da operação
<b>CD_EMPREGADOR</b>	Código do Empregador	Identifica o (s) empregador (es) do cliente

#### 4.8.4. Descrição dos dados

A amostra contém dados de 40.707 clientes, distribuídos entre os 75 municípios do estado de Sergipe, conforme Tabelas 5 e 6:

*Tabela 5: Dez cidades com mais clientes (Fonte Própria)*

CIDADE	NR_CLIENTES
ARACAJU	23.798
LAGARTO	1.871
NOSSA SENHORA DO SOCORRO	1.076
ESTANCIA	997
SIMAO DIAS	913
ITABAIANA	871
SAO CRISTOVAO	831
ITAPORANGA D'AJUDA	694
CARMOPOLIS	643
CAPELA	527

*Tabela 6: Dez cidades com menos clientes (Fonte Própria)*

CIDADE	NR_CLIENTES
SANTA ROSA DE LIMA	6
SAO FRANCISCO	7
FEIRA NOVA	9
GRACHO CARDOSO	9
AMPARO DE SAO FRANCISCO	10
CANHOPA	10
PEDRA MOLE	10
BREJO GRANDE	11
CUMBE	12
TELHA	12

A capital, Aracaju, concentra 58,46% dos clientes de todo o estado. O desvio padrão do número de clientes é 2.740. Ao desconsiderar a Capital no cálculo, esse número cai para 320.

*Tabela 7: Dez principais ocupações por número de clientes (Fonte Própria)*

OCUPAÇÃO PRINCIPAL	NR_CLIENTES
SERVIDOR PUBLICO FEDERAL	6747
INDUSTRIARIO	5577
SERVIDOR PUBLICO MUNICIPAL	4354
APOSENTADO OU PENSIONISTA	3110
AUXILIAR DE SERVICOS GERAIS	1813
SERVIDOR PUBLICO ESTADUAL	1535
PROFESSOR DE ENSINO FUNDAMENTAL E MEDIO	1209
AUXILIAR DE ESCRITORIO E ASSEMBLHADOS	1131
SEGURANCA/VIGILANTE	1043
AGENTE ADMINISTRATIVO	850

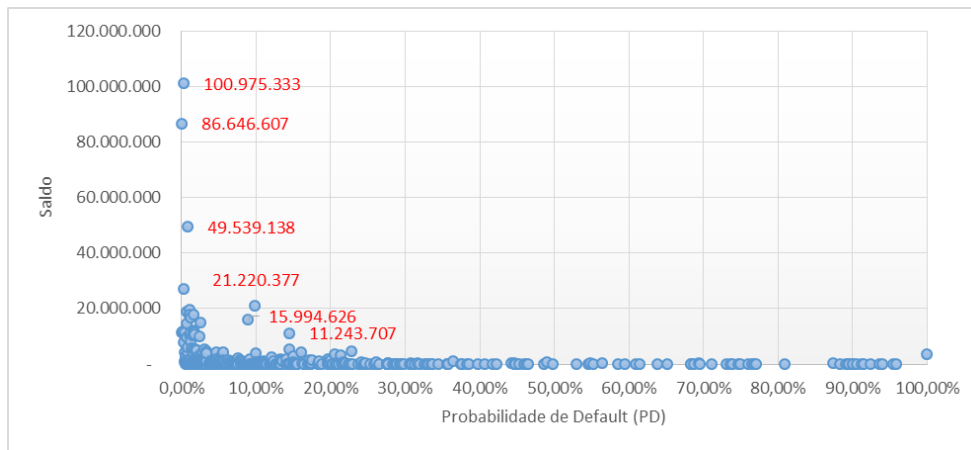
As dez ocupações apresentadas na Tabela 7 representam 67,2% do total de clientes analisados. Outras 93 ocupações apresentaram menos de dez clientes.

**Tabela 8: Distribuição do Saldo (Fonte Própria)**

Total	Médio	Mínimo	Máximo	10 Maiores
865.514.070	21.262	74	1.872.180	8.724.028

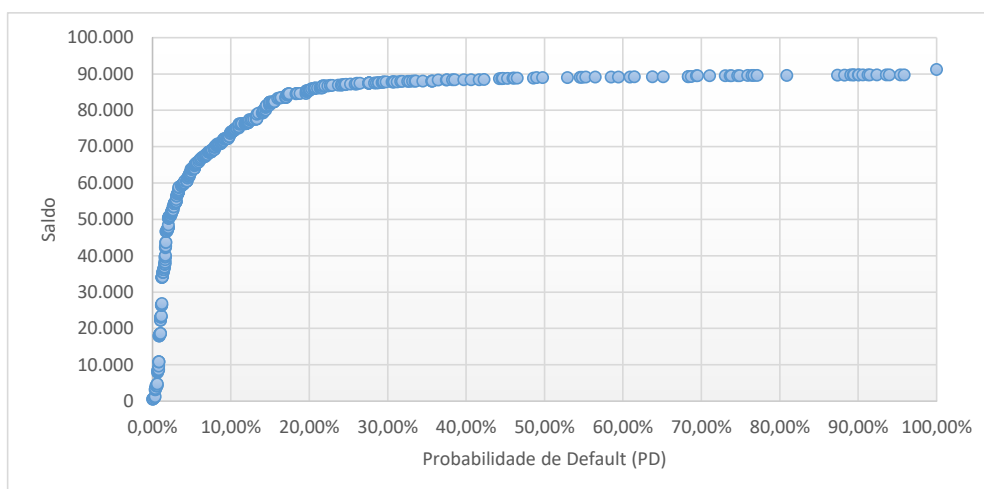
O maior valor individual observado na base, Tabela 8, representa 0,22% do volume total de empréstimos. A soma do saldo dos dez maiores clientes representa 1,01% do total. Esta análise reforça o problema desta pesquisa. Tendo por base o volume de empréstimos, à primeira vista não se observa concentração de crédito.

**Gráfico 5: Dispersão da PD por Saldo (Fonte Própria)**



No Gráfico 5, se observa volumes altos de empréstimos associados a probabilidades muito baixas de inadimplência, o que seria o ideal do ponto de vista do risco. Por outro lado, há três valores de saldo, próximos da probabilidade de 10% de inadimplência, que se diferem significativamente dos demais. Como é improvável que tenha sido concedido créditos tão altos para clientes com elevado risco, uma possibilidade é que o risco dos clientes tenha piorado após a concessão do crédito.

**Gráfico 6: Distribuição acumulada da PD (Fonte Própria)**



Do ponto de vista da carteira, nota-se no Gráfico 6 que a distribuição acumulada da PD indica que a maior parte dos saldos está associado a PDs menores que 20%. Importante destacar que um mesmo cliente pode possuir mais de uma PD, já que ela está associada aos grupos de produtos que ele possui. Portanto, um cliente com cinco grupos de produtos diferentes, terá cinco valores de PD associados. Por isso, o número de PDs observadas é de 91.251 e não 40.707 (que é o número de clientes).

## 4.9. Etapas da Pesquisa

Este estudo foi estruturado de forma a atingir seu objetivo geral, percorrendo os cinco objetivos específicos destacados na Figura 16: Objetivos específicos :

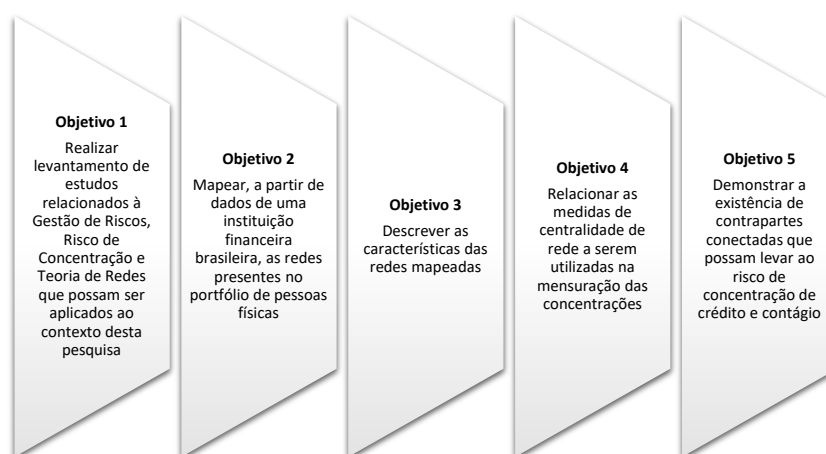


Figura 16: Objetivos específicos

Para atingimento do objetivo 1, foi realizada revisão da literatura por meio do TEMAC, conforme descrito na Seção 2. Para atingimento dos objetivos 2 a 5, foram percorridas as etapas detalhadas na Figura 17:

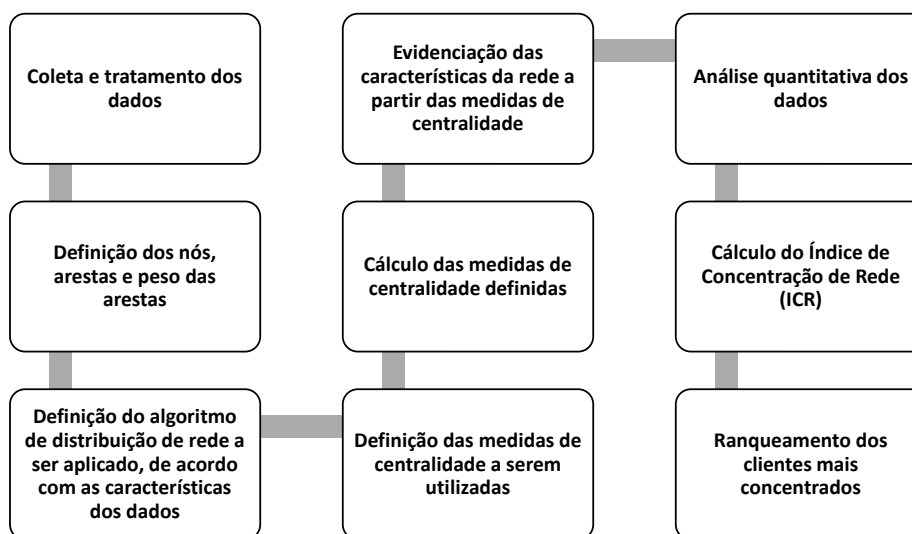


Figura 17: Etapas para identificação do risco de concentração de crédito na rede

Após a conclusão dessas etapas, será possível obter uma visão sistêmica dos principais aspectos do risco de concentração no portfólio de pessoas físicas na instituição financeira objeto de estudo. A partir disso, será proposto indicador que auxilie na gestão proativa deste risco e contribua de forma efetiva para o processo de tomada de decisão, atingindo assim o objetivo geral deste estudo.

## 5. Resultados e Análises

A seguir são descritos os resultados obtidos a partir da aplicação da Teoria de Redes aos dados disponíveis.

### 5.1. Características da Rede

Para a modelagem da rede, foi necessário utilizar uma amostra dos dados obtidos, em virtude da incapacidade de processamento de todos os dados do estado de Sergipe, fornecido pela instituição financeira. Nesse sentido, foram utilizados os dados da cidade de Lagarto, por ser a segunda maior na base de dados em número de clientes (1871) e terceira maior do estado de Sergipe em população.

A rede foi construída com as seguintes características:

- Tipo: não direcionada
- Nós: clientes e empregadores
- Arestas: relação de emprego
- Peso das arestas: probabilidade de inadimplência (PD) do cliente condicionada à PD do empregador<sup>2</sup>

### 5.2. Layout da Rede

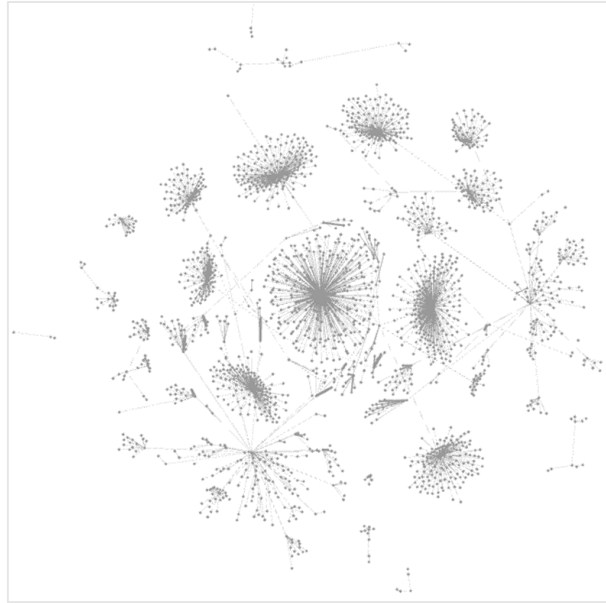
Para visualização dos dados em rede, o software Gephi [103] disponibiliza uma série de algoritmos de distribuição.

Para a rede da cidade de Lagarto, pretende-se enfatizar a complementariedade entre os dados. Dentre os algoritmos disponíveis, o mais adequado para este contexto, é o ForceAtlas2, em especial pelo fato de considerar o peso das arestas. Por outro lado, a separação dos dados com uma analogia às partículas de massa também é interessante, pois evita a superposição dos nós, melhorando a visualização. Assim, optou-se por inicialmente aplicar o algoritmo ForceAtlas2 e em seguida o Fruchterman-Reingold. A Figura 15 apresenta o resultado desta aplicação.

---

<sup>2</sup> Neste caso, assume-se que variações na PD do empregador geram variações nas PDs dos empregados.



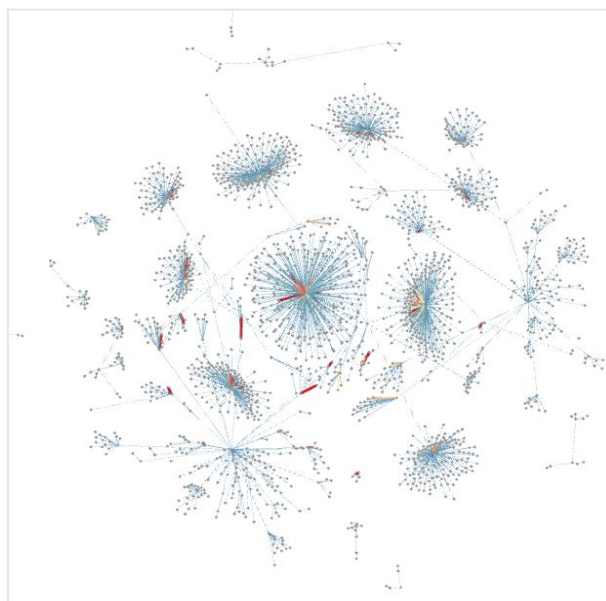


**Figura 18:** Rede com distribuição ForceAtlas2 combinada com Fruchterman-Reingold (Fonte Própria)

É possível observar vários núcleos, formados pelas empresas e seus funcionários, e um formato mais circular, determinado pelo espalhamento aplicado pelo algoritmo Fruchterman-Reingold.

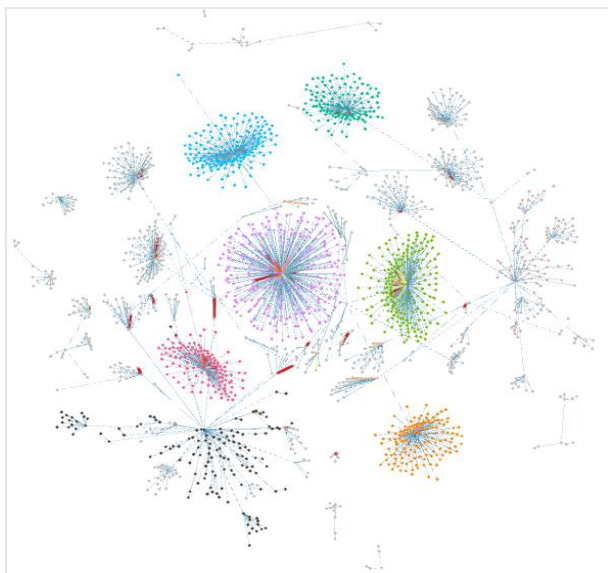
### 5.3. Tratamento da Rede

Tendo em vista a utilização da probabilidade de inadimplência (PD) como peso das arestas, foi aplicada uma escala de cores para evidenciar os grupos com maior risco, sendo 0% sem risco e 100% risco total. Na Figura 16, vermelho indica PD mais próxima de 100%, azul, probabilidade mais próxima de zero, e amarelo, PD em torno de 50%.



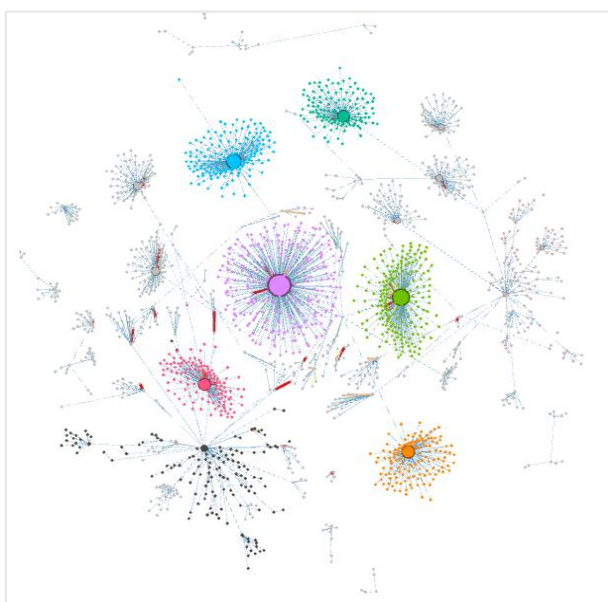
**Figura 19:** Cor da aresta por Probabilidade de Inadimplência (PD) (Fonte Própria)

A modularidade indica a presença de comunidades, isto é, grupos que apresentam características semelhantes e, neste caso, sujeitas a fatores de risco comuns. É calculada com base na maior proximidade entre os nós (*closeness*), representando maior dependência entre eles comparado com outros nós vizinhos. Para identificar as possíveis comunidades na rede de Lagarto, foi aplicada a coloração dos nós por modularidade. O resultado é apresentado na Figura 17, indicando a presença de sete comunidades principais.



**Figura 20:** Modularidade por cor dos nós (Fonte Própria)

Quanto mais relevante a comunidade, maior atenção se deve dar a ela, já que isso indica maior semelhança entre os indivíduos que a compõe, podendo caracterizar, para o objetivo deste estudo, maior risco. Para destacar as comunidades mais relevantes em termos de quantidade de conexões, o tamanho dos nós foi calculado por meio da medida de centralidade PageRank, como mostra a Figura 21.



**Figura 21:** Tamanho do nó por PageRank (Fonte Própria)

Por meio do algoritmo PageRank, a importância do nó é medida tanto pela quantidade quanto pela qualidade das conexões que possui. Isso significa que não necessariamente o nó com mais conexões é o nó mais relevante. Por exemplo, se uma pessoa A se conecta a 100 pessoas e a pessoa B se conecta a 10 pessoas, à primeira vista a pessoa A seria a mais importante. Porém, se a pessoa B se conecta ao presidente da república, seu PageRank será maior. Para o contexto desse trabalho, essa importância é considerada pelo peso do nó via PD, e pelas conexões subjacentes, fora da comunidade.

## 5.4. Análise das características da rede

Para analisar os nós mais relevantes em busca de evidências de concentração de risco, foram tabelados os valores de PageRank, Modularidade e o Grau Ponderado, que calcula o número de conexões ponderando pelo peso do nó, neste caso a PD. A Tabela 9 mostra os principais empregadores, incluindo o saldo total de crédito concedido aos clientes que são seus funcionários, bem como o nível de provisão para perdas alocado.

*Tabela 9: Relevância de nó (Fonte Própria)*

Empregador	PageRank	Modularidade	Grau Ponderado	Grau	Saldo	Provisão	% Provisão
CLI_526	6,37%	4	42	275	846.845	44.217	5,20%
CLI_772	4,48%	0	25	193	633.484	22.237	3,50%
CLI_642	3,79%	6	17	163	557.025	23.316	4,20%
CLI_522	3,12%	34	9	134	732.901	15.973	2,20%
CLI_814	2,95%	10	15	126	585.883	15.644	2,70%
CLI_106	2,87%	1	14	123	294.914	18.411	6,20%
CLI_988	1,75%	9	12	74	123.774	9.293	7,50%
CLI_703	1,61%	7	10	68	489.569	18.899	3,90%
CLI_427	1,37%	3	6	58	294.228	7.951	2,70%

Se a concentração fosse avaliada com foco nas empresas, os clientes apresentados na Tabela 9 representariam 13,47% do saldo total de crédito de todas as empresas da cidade de Lagarto, e 6,75% do total de provisões. Analisando-se do ponto de vista das pessoas físicas a eles associadas, a relevância muda de forma significativa: 31,97% do saldo total do portfólio, sendo 40,56% o correspondente ao total de provisões.

Ao se analisar o resultado do PageRank em comparação com o Grau Ponderado, percebe-se que não necessariamente o cliente mais conectado é o mais importante. É o caso do empregador CLI\_522, que possui maior relevância de PageRank em relação ao CLI\_814, que apresenta grau maior. O mesmo se observa do ponto de vista do total do endividamento. Não necessariamente o empregador com maior PageRank ou Grau Ponderado é o que apresenta maior volume de saldo. É o caso do empregador CLI\_642, que embora mais relevante que o CLI\_522 em termos de PageRank, apresenta saldo inferior.

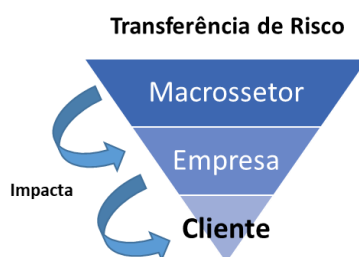
A Modularidade é outro aspecto interessante. Não há uma relação direta entre a importância do nó e o número de comunidades a ele associadas. Por outro lado, quanto maior o número de comunidades, maior a conexão dos nós *dentro* do cluster e menor a conexão *entre* os demais clusters. Assim, o empregador CLI\_722 apresenta um risco majoritariamente direcionado para dentro do cluster, sem que a piora de risco de seus clientes afete de forma tão direta as comunidades adjacentes. Identificar esta característica é desejável, pois evidencia que um grupo de clientes que se agrupam por uma dependência comum acabam por atuarem como um único cliente grande, facilitando a identificação do risco de concentração.

## 5.5. Análise de sensibilidade

Sabe-se que as métricas da rede de Lagarto são diretamente impactadas pelos valores das PDs dos clientes. Isso porque o fato de as PDs serem utilizadas como peso das arestas gera um impacto direto na importância dos nós. Assim, os empregadores cujos clientes sejam mais arriscados, terão seus nós indicados com maior relevância.

Uma forma de se analisar a sensibilidade da rede a variações no risco de crédito é traçar cenários que condicionem as PDs dos clientes. Existem diversas técnicas capazes de realizar este tipo de tarefa, porém, sua aplicação extrapola o objetivo deste estudo. Alguns exemplos podem ser observados em [105][106][107][108].

Tendo em vista que o processo de transferência de risco ocorre de forma sistêmica e dinâmica, pode se estabelecer a relação apresentada na Figura 22, que pressupõe que as pioras de risco ocorridas no setor econômico ao qual uma empresa esteja inserida, impactam em sua piora de risco, e esta, por consequência, impacta o risco de crédito dos clientes que são seus empregados (Pessoa física).



*Figura 22: Piora de risco de forma sistêmica (Fonte: Própria)*

Partindo-se do que se apresenta na Figura 22, pode-se estabelecer uma relação de causa e efeito que busque capturar, ainda que de forma hipotética para fins desta simulação, o impacto na PD de um cliente quando a PD da empresa para a qual trabalha, varia.

Assim, a PD de um determinado cliente  $i$  no tempo  $t+1$  pode ser obtida da seguinte forma:

$$PD_{it+1} = \text{mínimo}(PD_{it} * [1 + (\frac{PD_{it}}{\sum_{i=1}^N PD_{it}} * (\frac{PD_{e,t+1}}{PD_{e,t}} - 1))], 1) \quad (1)$$

Onde,

- i é o i-ésimo cliente
- e é a i-ésima empresa
- t é o período de análise
- N é o total de clientes

A Equação(1) distribui o aumento relativo da PD da empresa de forma proporcional à participação da PD do empregado dentre os demais empregados. Essa distribuição linear não tem por objetivo garantir os pressupostos macroeconômicos apresentados na Figura 22, pois isso se distancia do contexto desse trabalho, mas tão somente permitir uma simulação de impacto para avaliação da sensibilidade da rede.

Supondo uma piora de 5% no valor da PD da empresa CLI\_106, a Tabela 10 apresenta a piora na PD dos clientes que são seus empregados.

**Tabela 10:** Piora na PD dos clientes em função da piora da PD do empregador (Fonte Própria)

Cliente	PD <sub>t</sub>	PD <sub>t+1</sub>	Δ%
A-01	0,74%	0,75%	1,10%
A-02	1,16%	1,18%	1,60%
A-03	1,38%	1,41%	2,00%
A-04	1,44%	1,47%	2,00%
A-05	1,44%	1,47%	2,00%
A-06	16,88%	20,91%	23,90%
A-07	0,74%	0,75%	1,10%
A-08	1,16%	1,18%	1,60%
A-09	16,88%	20,91%	23,90%
A-10	0,74%	0,75%	1,10%
A-11	17,48%	21,80%	24,70%
A-12	11,31%	13,12%	16,00%
A-13	1,16%	1,18%	1,60%
A-14	1,69%	1,73%	2,40%

Tendo por base os novos valores de PD dos clientes, as medidas de centralidade foram recalculadas, e suas variações em relação às medidas da rede original são mostradas na Tabela 11.

**Tabela 11:** Variação das medidas de centralidade em função da piora da PD dos clientes (Fonte Própria)

Empregador	PageRank	Modularidade	Grau Ponderado
CLI_526	1,04%	350,00%	-0,01%
CLI_772	1,01%	0,00%	0,00%
CLI_642	0,99%	216,67%	-0,05%
CLI_522	0,97%	329,41%	-0,03%
CLI_814	0,68%	-30,00%	-0,09%
CLI_106	0,84%	-100,00%	-0,01%
CLI_988	0,35%	-33,33%	-0,03%
CLI_703	0,30%	-42,86%	-0,08%
CLI_427	0,41%	-33,33%	-0,55%

Embora a piora da PD tenha sido aplicada apenas aos clientes empregados da empresa CLI\_106, percebe-se que as medidas de centralidade de toda a rede foram impactadas. No PageRank, a variação foi pouco significativa (máximo de 1,04%), enquanto na modularidade se observa variações que chegam a 350%. A Tabela 12 detalha a variação da modularidade por empregador.

**Tabela 12:** Variação da modularidade em função da piora da PD dos clientes (Fonte Própria)

Empregador	Original	Simulada
CLI_526	4	18
CLI_772	0	20
CLI_642	6	19
CLI_522	34	146
CLI_814	10	7
CLI_106	1	0
CLI_988	9	6
CLI_703	7	4
CLI_427	3	2

O cliente CLI\_722, que antes apresentava modularidade 0, passou a contar com modularidade igual a 20, o que indica uma maior conexão de seus nós com outras comunidades vizinhas. Em relação à rede anterior, isso significa que a piora das PDs dos clientes associados à empresa CLI\_106 impactou fortemente os clientes que trabalham para a empresa CLI\_722, elevando sua exposição ao risco.

## 5.6. Indicador do nível de concentração de risco

Um dos indicadores mais utilizados para mensurar o risco de concentração é o Índice de Herfindahl–Hirschman ou HHi [78][109][110]. Por meio do seu cálculo, determina-se a participação de um determinado agente em relação aos demais agentes de mercado. Em se tratando de risco de crédito, por exemplo, o HHi é calculado tendo por base o volume total de empréstimos de um cliente em relação à carteira. A fórmula de cálculo do HHi é:

$$HHi_i = \frac{\sum_{i=1}^N (Saldo_i)^2}{\sum (Saldo_i)^2} \quad (2)$$

Onde,

$i$  é o  $i$ -ésimo cliente

O Departamento de Justiça e Comissão Federal de Comércio Americano<sup>3</sup> definiu níveis de HHi que são utilizados para avaliação do nível de concentração de mercado:

$HHi < 0,01$	Diversificado
$0,01 < HHi < 0,15$	Não concentrado
$0,15 < HHi < 0,25$	Concentração Moderada
$HHi > 0,25$	Altamente Concentrado

Embora a medida de PageRank seja bastante útil no sentido de indicar os nós mais relevantes em termos de conexões na rede, ponderando inclusive sua capacidade de impactar e ser impactado por outros nós, para o contexto do risco de concentração esta medida se mostra insuficiente. Isso porque, conforme demonstrado no item 5.4, o fato de um nó apresentar o maior PageRank não necessariamente o leva a ser o nó que irá apresentar o maior impacto em termos econômicos.

Diante disso, de forma a considerar uma relação entre as métricas que seja capaz de auxiliar na identificação de clientes que aumentem o risco de concentração no portfólio de forma material, isto é, com capacidade de apresentar volatilidade relevante no risco de crédito, estabeleceu-se uma nova métrica para medir o nível de concentração da rede, denominado *Índice de Concentração de Rede* ou *ICR*, conforme apresentado na Fórmula 3.

$$ICR_{PF} = \frac{\sum_{E=1}^N (PageRank_E * \sum_{e=1}^M Saldo_e)^2}{\sum (PageRank_E * \sum_{e=1}^M Saldo_e)^2} \quad (3)$$

Onde,

$E$	refere-se ao $i$ -ésimo empregador
$e$	referente ao $i$ -ésimo empregado
$N$	é o número total de empregadores
$M$	é o número de empregados

A combinação entre Saldo e PageRank apresentado no ICR, produz o efeito desejável para fins de análise. A partir deste cálculo, clientes que apresentem alto PageRank mas que não sejam economicamente relevantes, perdem importância em termos de concentração. Do mesmo modo, clientes que possuam um saldo muito elevado, mas que não sejam muito conectados na

---

<sup>3</sup> Fonte: U.S. Department of Justice and the Federal Trade Commission

rede, apresentarão PageRank baixo, diminuindo a relevância do saldo no cálculo da concentração de risco.

O ICR compartilha da mesma escala do HHi para fins de definição da presença de concentração ou não, conforme apresentado no item 5.6.

Importante destacar que o cálculo do ICR utiliza também as probabilidades de inadimplência dos clientes (PD), presentes no cálculo do PageRank. Isso permite, conforme demonstrado no item 5.5, que análises de sensibilidade realizadas por meio de variações na PD possam ser utilizadas para prever impactos no nível de concentração no portfólio.

## 5.7. Nível de concentração da rede

Por meio da aplicação da fórmula (2), que considera apenas os saldos, foi calculado o HHi do portfólio de crédito da cidade de Lagarto, resultando no valor de 0,0323. Neste caso, quando as empresas são consideradas de forma isolada, sem ponderar as Pessoas Físicas de que delas dependem, o resultado do HHi remete a um portfólio não concentrado.

Porém, após incluir os dados coletados por meio da rede modelada, calculou-se o ICR, por meio da fórmula (3), resultando no valor de 0,1349, gerando uma variação significativa em relação ao cálculo anterior. Esse resultado demonstra a importância de se considerar as interações presentes na rede, no cálculo do indicador de concentração.

Após aplicação da análise de sensibilidade detalhada no item 5.2, o ICR passou para 0,1354, mantendo a característica de não concentração da carteira avaliada, porém demonstrando que a piora da PD eleva o nível de concentração da rede.

Diante disso, para evitar que o índice de concentração se aproxime ainda mais de 0,15, o que indicaria uma concentração moderada, a instituição financeira pode utilizar o ranqueamento dos maiores clientes por ICR, auxiliando na gestão proativa do risco de concentração do portfólio. A Tabela 13 demonstra os clientes que mais contribuem para o ICR da carteira.

*Tabela 13: Principais clientes que contribuem para o ICR da carteira (Fonte Própria)*

<b>Empregador</b>	<b>Macrossetor</b>	<b>ICR Individual</b>	<b>Contribuição para o ICR Total</b>
CLI_526	AGRONEGOCIO DE ORIGEM VEGETAL	0,0750	55,37%
CLI_448	AGRONEGOCIO DE ORIGEM VEGETAL	0,0208	15,33%
CLI_522	AGRONEGOCIO DE ORIGEM VEGETAL	0,0134	9,92%
CLI_642	AGRONEGOCIO DE ORIGEM VEGETAL	0,0115	8,47%
CLI_814	BEBIDAS	0,0076	5,60%
CLI_106	PETROLEIRO	0,0018	1,36%
CLI_703	COMERCIO VAREJISTA	0,0016	1,16%
CLI_427	TRANSPORTES	0,0004	0,31%
CLI_988	MINERACAO E METALURGIA	0,0001	0,09%



Em comum, os quatro principais clientes pertencem ao segmento de Agronegócios de Origem Vegetal, respondendo juntos por 89,10% do total do ICR da carteira. Isso nos leva a crer que os clientes Pessoa Física que atuam nesse macrossetor estão mais sujeitos ao risco de concentração do que os demais clientes.

## **5.8. Gestão proativa dos níveis de concentração no portfólio de pessoas físicas**

Para a identificação das principais fontes de concentração de risco de crédito do portfólio da instituição financeira objeto deste estudo, diversas etapas precisaram ser cumpridas. A Figura 17, contida no item 4.9, apresenta de forma resumida, cada uma delas.

Para o contexto da cidade de Lagarto, ficou evidenciada a presença de concentração de risco em clientes pertencentes ao setor de Agronegócios de Origem Vegetal.

Sabendo disso, é necessário que a instituição financeira acompanhe esse setor de forma minuciosa, avaliando como possíveis oscilações de preços, demanda e até mesmo intempéries climáticas, podem afetar a capacidade de pagamento das empresas que a ele pertencem. Uma vez impactadas, essas empresas poderão impactar seus funcionários em um efeito cascata, expondo o banco, além do risco de crédito, ao risco de contágio.

Além disso, essas informações auxiliam no processo de tomada de decisão quando o banco precisa decidir entre emprestar dinheiro para um cliente ou outro. A relevância do cliente na rede pode ser levada em consideração, ao invés de focar apenas no retorno financeiro que a operação pode trazer para o banco.

Na prática, o banco pode chegar a um cenário em que ganhe menos ao emprestar para o cliente A do que para o cliente B, mas em contrapartida, reduz o risco de que esse cliente possa vir a disseminar uma piora de risco no portfólio de Pessoas Físicas, em virtude da impossibilidade de honrar seus compromissos trabalhistas.

Seria recomendado que a PD do empregador fosse uma das variáveis utilizadas para estabelecer o limite de crédito dos clientes pessoa física. Isso porque, as variações no risco de crédito do empregador seriam um importante indicador a ser considerado na concessão de crédito. Outras possibilidades de atuação proativa para mitigar o risco de concentração incluem: realização de testes de estresse, realização de análises de sensibilidade tanto do ponto de vista individual quanto coletivo (macrossetor, região, tipo de negócio etc.).

Atuando dessa forma, espera-se que a Instituição Financeira seja capaz de reduzir perdas, ao mesmo tempo em que melhora a alocação de recursos, focando em clientes com maior

rentabilidade, já ponderados os riscos envolvidos. Para a sociedade, esse aspecto tem o potencial de estimular a redução de taxas de juros, já que elas estão diretamente relacionadas aos níveis de perda do portfólio.

Em síntese, a aplicação da Teoria de Redes para a identificação de concentrações de risco no portfólio de crédito trouxe luz a situações até então pouco exploradas, como a possibilidade de que um determinado grupo de clientes Pessoa Física com exposições baixas, estejam, na verdade, sujeitos a um fator de risco comum que os faça atuar como um único cliente grande, elevando o risco de perda para a instituição. De forma complementar, a Teoria de Redes pode ser utilizada também para auxiliar na avaliação de cenários quando da definição da estratégia corporativa da instituição, ao lado de abordagens clássicas como a análise SWOT e *Balanced Scorecard*, por exemplo.

## 6. Considerações Finais

O risco de crédito é a principal fonte de perdas em Instituições Financeiras (IF), sendo fundamental sua correta identificação, mensuração e gestão. Este risco pode emergir de diversas fontes, mas quando ocorre de forma conjunta, pode caracterizar risco de concentração.

As abordagens tradicionais de avaliação do risco de concentração de crédito têm por foco a avaliação de grandes clientes, que sozinhos ou em virtude dos setores em que atuam, poderiam gerar perdas significativas para a IF. Em virtude do grande foco que se dá ao volume de crédito, a maior parte das abordagens existentes, buscam identificar concentrações em portfólios de clientes empresariais.

Com o objetivo de explorar o risco de concentração de maneira mais abrangente, neste estudo, foi proposto o desenvolvimento de um indicador dos níveis de concentração de risco de crédito de um banco brasileiro de grande porte, levando em consideração suas exposições com Pessoas Físicas.

Para atender plenamente a esse objetivo, inicialmente, demonstrou-se que o risco de concentração de crédito pode, de fato, ser influenciado pelas exposições com Pessoas Físicas. Mesmo que à primeira vista esse tipo de portfólio possa parecer diversificado e sem exposições com volume relevante para causar perdas às instituições, foi possível evidenciar que há situações em que um determinado grupo de clientes compartilham um fator de risco comum, atuando de forma conjunta quando se trata de risco de crédito.

Como ferramenta, foi utilizada a aplicação da Teoria de Redes, que possibilita identificar múltiplas relações entre diferentes clientes do portfólio.

A partir dos dados fornecidos pela instituição financeira, foi modelada uma rede para uma cidade do interior do Sergipe. Foi demonstrada a alteração na percepção de concentração de risco entre a avaliação focada puramente no âmbito empresarial, em comparação com a avaliação empresarial condicionada à existência de empregados (Pessoas Físicas) que dela dependem financeiramente.

Como resultado, foi proposto um novo indicador para medir o risco de concentração da rede, denominado *ICR*, resultado da combinação de medida de centralidade de rede com medida tradicional de mensuração de concentração, permitindo maior *insight* para a gestão proativa do risco de concentração de crédito.

O *ICR* tem o benefício de incluir em sua composição tanto informações da relevância dos clientes em virtude do tamanho da exposição junto à instituição financeira, quanto à relevância

desse mesmo cliente na rede. Além disso, a probabilidade de inadimplência do cliente é um dos parâmetros utilizados na modelagem da rede, permitindo a realização de análises de sensibilidade por meio da variação desse parâmetro. Para este objetivo, podem ser utilizados modelos macroeconômicos ou simplesmente impactos hipotéticos, amparados na experiência do gestor.

A partir da análise dos resultados, foram sugeridas ações de gestão que poderiam contribuir para a atuação proativa da IF no objetivo de mitigar o risco de concentração, além de auxiliar na tomada de decisão no momento da concessão do crédito e definições estratégicas.

A principal limitação encontrada no estudo, foi a capacidade de processamento dos dados com os equipamentos disponíveis. Embora tenha sido disponibilizados dados de todos os clientes do estado de Sergipe, a modelagem da rede total não foi possível, dado o alto número de conexões existentes. Porém, a exploração da rede de uma cidade em específico se mostrou adequada para explorar questões teóricas relativas à avaliação individual de risco versus a avaliação do risco em rede e seu alcance enquanto reação em cadeia (risco de contágio).

Como possibilidades de trabalhos futuros, pode-se aprofundar no estudo da rede de clientes Pessoa Física, evidenciando a partir de dados de pagamento, as principais conexões que se formam com outros clientes, buscando entender quais deles apresentam dependência econômica entre si.

Por exemplo, um cliente Pessoa Física que possua empregado doméstico ou até mesmo, os que atuam como produtores rurais na condição de Pessoa Física e não empresa, podem se demonstrar altamente dominantes na rede. Assim, decisões como aumentar ou diminuir o limite de crédito desse cliente poderiam ter como parâmetros o alcance da importância desse cliente na rede, seja como principal indutor da inadimplência de outros clientes, seja como relevante para a propagação de informações estratégicas.

Além disso, uma abordagem interessante seria a avaliação do benefício de se utilizar redes com múltiplas camadas (*multilayer*), podendo ser modelada desde a camada do macrossetor, passando pelas empresas e finalizando com a rede de Pessoas Físicas.

Ressalta-se o potencial da Teoria de Redes para lidar com conexões complexas que emergem de diversas formas. Na prática, todo o planeta se organiza em rede. Reconhecer essas conexões e modelá-las pode ser um diferencial estratégico para qualquer instituição, seja ela financeira ou não.

Por fim, porém não menos importante, destaca-se a excelência do corpo técnico do PPCA, cujo engajamento e suporte foram essenciais para a conclusão deste trabalho e outros, realizados ao longo do curso.

As principais contribuições para o meio acadêmico realizadas durante o curso, especialmente as relacionadas à Gestão de Riscos, encontram-se destacadas nos Apêndices A e B.

## 7. Referências

- [1] N. O. B. Rasil, T. E. Evidência, J. Luís, L. F. De Paula, and G. Jonas, “D Eterminantes Macroeconômicos Do Spread Bancário,” pp. 609–634, 2006.
- [2] B. C. DO BRASIL, “RESOLUÇÃO Nº 4.557, DE 23 DE FEVEREIRO DE 2017,” no. December, 2017.
- [3] D. Chawla and H. Joshi, “Scale Development and Validation for Measuring the Adoption of Mobile Banking Services,” *Glob. Bus. Rev.*, vol. 20, no. 2, pp. 434–457, 2019.
- [4] S. Karpova, V. Panyukova, and I. Rozhkov, “How Mobile Marketing Tools Drive the Banking Services’ Competitiveness in Russia,” in *INNOVATION MANAGEMENT AND EDUCATION EXCELLENCE THROUGH VISION 2020, VOLS I -XI*, 2018, pp. 6130–6138.
- [5] P. Schulte and G. Liu, “FinTech Is Merging with IoT and AI to Challenge Banks: How Entrenched Interests Can Prepare,” *J. Altern. INVESTMENTS*, vol. 20, no. 3, pp. 41–57, 2018.
- [6] E. Z. Milian, M. de M. Spinola, and M. M. de Carvalho, “Fintechs: A literature review and research agenda,” *Electron. Commer. Res. Appl.*, vol. 34, 2019.
- [7] Z. Hu, S. Ding, S. Li, L. Chen, and S. Yang, “Adoption Intention of Fintech Services for Bank Users: An Empirical Examination with an Extended Technology Acceptance Model,” *SYMMETRY-BASEL*, vol. 11, no. 3, Mar. 2019.
- [8] A. M. Kiyutsevskaya, “Fintech: Current trends and challenges for monetary policy,” *Vopr. Ekon.*, no. 4, pp. 137–151, 2019.
- [9] P. Härle, A. Havas, A. Kremer, D. Rona, and H. Samandari, “The future of bank risk management,” *McKinsey Work. Pap. Risk*, 2015.
- [10] I. K. Bahillo, Juan Antonio, Saptarshi Ganguly, Andreas Kremer, “The value in digitally transforming credit risk management,” *July 2016*, no. July 2016, pp. 1–15, 2016.
- [11] C. Guidelines, C. R. Directive, A. Xi, and U. Articles, “CEBS Guidelines on the management of concentration risk under the supervisory review process (GL31),” *Commitee Eur. Bank. Superv.*, no. September, pp. 1–32, 2010.
- [12] S. Figini and P. Uberti, “Concentration measures in risk management,” *J. Oper. Res. Soc.*, vol. 64, no. 5, pp. 718–723, 2013.
- [13] BCBS, “Basel Committee on Banking Supervision: Studies on Credit Risk Concentration,” no. 15, 2006.
- [14] BCBS, *Basel Committee on Banking Supervision Consultative Document Supervisory framework for measuring and controlling large exposures*, no. April. 2014.
- [15] S. Emmer and D. Tasche, “Calculating credit risk capital charges with the one-factor model,” *Work. Pap. Dtsch. Bundesbank*, p. 15, 2003.
- [16] A. Dembo, J. D. Deuschel, and D. Duffie, “Large portfolio losses,” *Financ. STOCHASTICS*, vol. 8, no. 1, pp. 3–16, 2004.
- [17] S. Emmer and D. Tasche, “Calculating credit risk capital charges with the one-factor model,” *J. Risk*, vol. 7, p. 2005, 2005.
- [18] M. Guertler, M. Hibbeln, and C. Voehringer, “Measuring concentration risk for regulatory

- purposes,” *J. RISK*, vol. 12, no. 3, pp. 69–104, 2010.
- [19] M. B. Gordy and E. Lütkebohmert, “Granularity adjustment for regulatory capital assessment,” *Int. J. Cent. Bank.*, vol. 9, no. 3, pp. 33–71, 2013.
- [20] J. Carlos, J.-C. Gacía-Cespedes, J. Antonio De, J. Herrero, A. Kreinin, and D. Rosen, “A simple multi-factor ‘factor adjustment’ for the treatment of diversification in credit capital rules,” 2006.
- [21] M. Pykhtin, “Multi-factor adjustment,” *Risk Mag.*, vol. 17, no. 3, pp. 85–90, 2004.
- [22] R. Frey and J. Backhaus, “Interacting defaults and counterparty risk: a Markovian approach,” 2003.
- [23] K. Düllmann and H. Scheule, “Asset correlation of German corporate obligors: Its estimation, its drivers and implications for regulatory capital,” *Supervision*, pp. 1–27, 2003.
- [24] M. Gordy and E. Heitfield, “Estimating default correlations from short panels of credit rating performance data,” *Unpubl. Work. Pap.*, 2002.
- [25] D. Egloff, M. Leippold, and P. Vanini, “A simple model of credit contagion,” *J. Bank. Financ.*, vol. 31, no. 8, pp. 2475–2492, 2007.
- [26] Y. Chen, L. Zhang, and K. Li, “The Review of Network Theory Applied to the Financial System,” in *Fifteenth Wuhan International Conference on E-Business*, 2016, pp. 1–8.
- [27] M. J. MARCUS, “THEORY OF CONNECTING NETWORKS AND THEIR COMPLEXITY - REVIEW,” *Proc. IEEE*, vol. 65, no. 9, pp. 1263–1271, 1977.
- [28] J. E. Rauch, “Does Network Theory Connect to the Rest of Us? A Review of Matthew O. Jackson’s Social and Economic Networks,” *J. Econ. Lit.*, vol. 48, no. 4, pp. 980–986, 2010.
- [29] F. M. Neisser, “‘Riskscapes’ and risk management - Review and synthesis of an actor-network theory approach,” *RISK Manag. RISK Cris. DISASTER*, vol. 16, no. 2, pp. 88–120, 2014.
- [30] IACPM, “Sound Practices in Credit Portfolio Management,” *Int. Assoc. Credit Portf. Manag. Inc.*, 2005.
- [31] A. Melo Mariano and M. Rocha Santos, “Revisão da Literatura: Apresentação de uma Abordagem Integradora Structural Equations View project Service Quality View project,” in *XXVI Congreso Internacional de la Academia Europea de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM)*, 2017, no. September, p. v.26.
- [32] P. Grippa and L. Gornicka, “Measuring Concentration Risk - A Partial Portfolio Approach,” *IMF Work. Pap.*, vol. 16, no. 158, p. 1.
- [33] M. H. Pesaran, T. Schuermann, and S. M. Weiner, “Modeling regional interdependencies using a global error-correcting macroeconomic model,” *J. Bus. Econ. Stat.*, vol. 22, no. 2, pp. 129–162, 2004.
- [34] N. Cetorelli and M. Gambera, “Banking market structure, financial dependence and growth: International evidence from industry data,” *J. Finance*, vol. 56, no. 2, pp. 617–648, 2001.
- [35] S. H. Poon, M. Rockinger, and J. Tawn, “Extreme value dependence in financial markets: Diagnostics, models, and financial implications,” *Rev. Financ. Stud.*, vol. 17, no. 2, pp. 581–610, 2004.
- [36] A. Alter and Y. S. Schueler, “Credit spread interdependencies of European states and

- banks during the financial crisis,” *J. Bank. Financ.*, vol. 36, no. 12, pp. 3444–3468, 2012.
- [37] C. Upper and A. Worms, “Estimating bilateral exposures in the German interbank market: Is there a danger of contagion?,” *Eur. Econ. Rev.*, vol. 48, no. 4, pp. 827–849, 2004.
- [38] B. M. Tabak, D. M. Fazio, and D. O. Cajueiro, “The effects of loan portfolio concentration on Brazilian banks’ return and risk,” *J. Bank. Financ.*, vol. 35, no. 11, pp. 3065–3076, Nov. 2011.
- [39] K. J. Forbes and R. Rigobon, “No contagion, only interdependence: Measuring stock market comovements,” *J. Finance*, vol. 57, no. 5, pp. 2223–2261, 2002.
- [40] R. C. MERTON, “PRICING OF CORPORATE DEBT - RISK STRUCTURE OF INTEREST RATES,” *J. Finance*, vol. 29, no. 2, pp. 449–470, 1974.
- [41] F. Black and M. Scholes, “The Pricing of Options and Corporate Liabilities,” *J. Polit. Econ.*, vol. 81, no. 3, pp. 637–654, 1973.
- [42] R. A. Jarrow and F. Yu, “Counterparty Risk and the Pricing,” *Finance*, vol. 56, no. 5, pp. 1765–1799, 2007.
- [43] M. Davis, “Infectious defaults,” *Quant. Financ.*, vol. 1, no. 4, pp. 382–387, 2001.
- [44] K. Giesecke and S. Weber, “Cyclical correlations, credit contagion, and portfolio losses,” *J. Bank. Financ.*, vol. 28, no. 12, pp. 3009–3036, 2004.
- [45] M. B. Gordy, “A risk-factor model foundation for ratings-based bank capital rules,” *J. Financ. INTERMEDIATION*, vol. 12, no. 3, pp. 199–232, Jul. 2003.
- [46] Franklin Allen and Douglas Gale, “Financial Contagion,” *J. Polit. Econ.*, vol. 108, no. 1, pp. 1–33, 2000.
- [47] F. Allen and E. Carletti, “Credit risk transfer and contagion,” *J. Monet. Econ.*, vol. 53, no. 1, pp. 89–111, Jan. 2006.
- [48] X. Freixas, B. Parigi, and J.-C. Rochet, “Systemic Risk, Interbank Relations and Liquidity Provision by the Central Bank,” *DNB Staff Reports*, vol. 32, no. 3, pp. 611–638, 2000.
- [49] C. Furfine, “Interbank Exposures: Quantifying the Risk of Contagion,” *Ssrn*, vol. 35, no. 1, pp. 111–128, 1999.
- [50] P. Gai and S. Kapadia, “Contagion in financial networks,” *Proc. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 466, no. 2120, pp. 2401–2423, 2010.
- [51] F. X. Diebold and K. Yilmaz, “On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms,” *J. Econom.*, vol. 182, no. 1, pp. 119–134, 2014.
- [52] C. S. Zhou, “An analysis of default correlations and multiple defaults,” *Rev. Financ. Stud.*, vol. 14, no. 2, pp. 555–576, 2001.
- [53] P. Jorion and G. Zhang, “Credit Contagion from Counterparty Risk,” *J. Finance*, vol. 64, no. 5, pp. 2053–2087, 2009.
- [54] F. Casalin, G. Pang, S. Maioli, and T. Cao, “Inventories and the concentration of suppliers and customers: Evidence from the Chinese manufacturing sector,” *Int. J. Prod. Econ.*, vol. 193, pp. 148–159, Nov. 2017.
- [55] Z. Yang, “Customer concentration, relationship, and debt contracting,” *J. Appl. Account. Res.*, vol. 18, no. 2, pp. 185–207, 2017.
- [56] A. R. Saboo, V. Kumar, and A. Anand, “Assessing the Impact of Customer Concentration



- on Initial Public Offering and Balance Sheet-Based Outcomes,” *J. Mark.*, vol. 81, no. 6, pp. 42–61, Nov. 2017.
- [57] A. Mihov and A. Naranjo, “Customer-base concentration and the transmission of idiosyncratic volatility along the vertical chain,” *J. Empir. Financ.*, vol. 40, pp. 73–100, Jan. 2017.
- [58] D. Barro and A. Basso, “Credit contagion in a network of firms with spatial interaction,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 205, no. 2, pp. 459–468, 2010.
- [59] S. Markose, S. Giansante, and A. R. Shaghghi, “‘Too interconnected to fail’ financial network of US CDS market: Topological fragility and systemic risk,” *J. Econ. Behav. Organ.*, vol. 83, no. 3, pp. 627–646, 2012.
- [60] R. Kaushik and S. Battiston, “Credit Default Swaps Drawup Networks: Too Interconnected to Be Stable?,” *PLoS One*, vol. 8, no. 7, Jul. 2013.
- [61] N. Paltalidis, D. Gounopoulos, R. Kizys, and Y. Koutelidakis, “Transmission channels of systemic risk and contagion in the European financial network,” *J. Bank. Financ.*, vol. 61, no. 1, SI, pp. S36–S52, 2015.
- [62] T. CHEN, J. HE, and X. LI, “an Evolving Network Model of Credit Risk Contagion in the Financial Market,” *Technol. Econ. Dev. Econ.*, vol. 23, no. 1, pp. 22–37, 2016.
- [63] A. J. Sun and J. A. Chan-Lau, “Financial networks and interconnectedness in an advanced emerging market economy,” *Quant. Financ.*, vol. 17, no. 12, pp. 1833–1858, 2017.
- [64] P. Giudici and L. Parisi, “CoRisk: Credit Risk Contagion with Correlation Network Models,” *Risks*, vol. 6, no. 3, p. 95, 2018.
- [65] T. Chen, B. Xiao, and H. Liu, “Credit Risk Contagion in an Evolving Network Model Integrating Spillover Effects and Behavioral Interventions,” *Complexity*, 2018.
- [66] D. Petrone and V. Latora, “A dynamic approach merging network theory and credit risk techniques to assess systemic risk in financial networks,” *Sci. Rep.*, vol. 8, 2018.
- [67] I. Anagnostou, S. Sourabh, and D. Kandhai, “Incorporating Contagion in Portfolio Credit Risk Models Using Network Theory,” *Complexity*, 2018.
- [68] L. Wang, S. Li, and T. Chen, “Investor behavior, information disclosure strategy and counterparty credit risk contagion,” *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 119, pp. 37–49, 2019.
- [69] T. Chen, J. Wang, H. Liu, and Y. He, “Contagion model on counterparty credit risk in the CRT market by considering the heterogeneity of counterparties and preferential-random mixing attachment,” *Phys. A-STATISTICAL Mech. ITS Appl.*, vol. 520, pp. 458–480, 2019.
- [70] T. A. Peltonen, M. Rancan, and P. Sarlin, “Interconnectedness of the banking sector as a vulnerability to crises,” *Int. J. Financ. Econ.*, vol. 24, no. 2, pp. 963–990, 2019.
- [71] J. J. Bosma, M. Koetter, and M. Wedow, “Too Connected to Fail? Inferring Network Ties From Price Co-Movements,” *J. Bus. Econ. Stat.*, vol. 37, no. 1, pp. 67–80, 2019.
- [72] A. Inaki, D. Gatti, and E. Faia, “Bank Networks : Contagion , Systemic Risk,” *J. Econ. Behav. Organ.*, vol. 142, no. 597, pp. 164–188, 2017.
- [73] T. Adrian, “Risk management and regulation,” *J. RISK*, vol. 20, no. 1, pp. 23–57, 2017.
- [74] S. Krueger, D. Roesch, and H. Scheule, “The impact of loan loss provisioning on bank capital requirements,” *J. Financ. Stab.*, vol. 36, pp. 114–129, Jun. 2018.
- [75] S. Kou and X. Peng, “On the Measurement of Economic Tail Risk,” *Oper. Res.*, vol. 64,

- no. 5, pp. 1056–1072, 2016.
- [76] S. Benediksdóttir, M. V. Bjarnadóttir, and G. A. Hansen, “Large exposure estimation through automatic business group identification,” *Ann. Oper. Res.*, vol. 247, no. 2, pp. 503–521, 2016.
  - [77] C. H. Fouche, J. Mukuddem-Petersen, M. A. Petersen, and M. C. Senosi, “Bank Valuation and Its Connections with the Subprime Mortgage Crisis and Basel II Capital Accord,” *Discret. Dyn. Nat. Soc.*, 2008.
  - [78] P. Uberti and S. Figini, “How to measure single-name credit risk concentrations,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 202, no. 1, pp. 232–238, 2010.
  - [79] M. Bellalah, M. Zouari, A. Sahli, and H. Miniaoui, “Portfolio Credit Risk Models and Name Concentration Issues: Theory and Simulations,” *Int. J. Bus.*, vol. 20, no. 2, pp. 111–127, 2015.
  - [80] M. Fischer, T. Moser, and M. Pfeuffer, “A Discussion on Recent Risk Measures with Application to Credit Risk: Calculating Risk Contributions and Identifying Risk Concentrations,” *RISKS*, vol. 6, no. 4, 2018.
  - [81] I. Larionova and E. Meshkova, “Banking Sector Asset Concentration Risk,” in *PROCEEDINGS OF THE 3RD INTERNATIONAL CONFERENCE ON ECONOMICS, MANAGEMENT, LAW AND EDUCATION (EMLE 2017)*, 2017, vol. 32, pp. 14–18.
  - [82] L. Shujin and L. Quan, “Study on Credit Concentration of City Commercial Bank in Zhejiang Province,” in *PROCEEDINGS OF 2013 INTERNATIONAL CONFERENCE - WTO & FINANCIAL ENGINEERING*, 2013, pp. 307–313.
  - [83] C. Kurtz, E. Luetkebohmert, and J. Sester, “Calculating capital charges for sector concentration risk,” *J. Credit RISK*, vol. 14, no. 4, pp. 35–67, 2018.
  - [84] R. Martin and T. Wilde, “Unsystematic credit risk,” *Risk*, vol. 15, pp. 123–128, 2002.
  - [85] W. Weaver, “Science and Complexity Problems of Simplicity,” *Facet. Syst. Sci.*, pp. 449–456, 1991.
  - [86] A. Parkhe, S. Wasserman, and D. A. Ralston, “New frontiers in network theory development,” *Acad. Manag. Rev.*, vol. 31, no. 3, pp. 560–568, Jul. 2006.
  - [87] M. De Domenico, M. A. Porter, and A. Arenas, “MuxViz: A tool for multilayer analysis and visualization of networks,” *J. Complex Networks*, vol. 3, no. 2, pp. 159–176, 2015.
  - [88] S. Landini, M. Uberti, and S. Casellina, “Credit risk migration rates modeling as open systems: A micro-simulation approach,” *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simul.*, vol. 58, pp. 147–166, 2018.
  - [89] F. HARARY, “SOME HISTORICAL AND INTUITIVE ASPECTS OF GRAPH THEORY,” *SIAM Rev.*, vol. 2, no. 2, pp. 123–131, 1960.
  - [90] P. ERDOS and A. RENYI, “ON THE EVOLUTION OF RANDOM GRAPHS,” *Bull. Int. Stat. Inst.*, vol. 38, no. 4, pp. 343–347, 1960.
  - [91] A. L. Barabasi and E. Bonabeau, “Scale-free networks,” *Sci. Am.*, vol. 288, no. 5, pp. 60–69, 2003.
  - [92] D. J. Watts and S. H. Strogatz, “Collective dynamics of ‘small-world’ networks,” *Nature*, vol. 393, no. 6684, pp. 440–442, Jun. 1998.
  - [93] A. L. Barabasi and R. Albert, “Emergence of scaling in random networks,” *Science (80-. )*, vol. 286, no. 5439, pp. 509–512, 1999.

- [94] S. Arumugam, Andreas Brandstädt, Takao Nishizeki, Thulasiraman, “Handbook of Graph Theory, Combinatorial Optimization, and Algorithms.”
- [95] L. Page, S. Brin, R. Motwani, and T. Winograd, “The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web.,” Stanford InfoLab, 1999.
- [96] S. Battiston, M. Puliga, R. Kaushik, P. Tasca, and G. Caldarelli, “DebtRank: Too Central to Fail? Financial Networks, the FED and Systemic Risk,” *Sci. Rep.*, vol. 2, 2012.
- [97] D. Sandler, H. Coelho, and F. M. Sarti, “Interbank Networks and the Benefits of Using Multilayer Structures,” vol. 13, no. 2, pp. 197–201, 2019.
- [98] M. De Domenico *et al.*, “Mathematical Formulation of Multilayer Networks,” *Phys. Rev. X*, vol. 3, no. 4, 2013.
- [99] S. Boccaletti *et al.*, “The structure and dynamics of multilayer networks,” *Phys. REPORTS-REVIEW Sect. Phys. Lett.*, vol. 544, no. 1, pp. 1–122, Nov. 2014.
- [100] R. S. Wazlawick, *Metodologia de Pesquisa para Ciência da Computação*, 6ª Impress. Rio de Janeiro: Elsevier Editora Ltda., 2009.
- [101] R. S. Wazlawick, “Capítulo 5 - Estilos de pesquisa correntes em computação,” in *Metodologia de Pesquisa Para Ciência Da Computação (Segunda Edição)*, Segunda Ed., R. S. Wazlawick, Ed. Rio de Janeiro: Elsevier Editora Ltda., 2014, pp. 27–36.
- [102] IBGE, “CENSO DEMOGRÁFICO 2010. Características da população e dos domicílios: resultados do universo.,” 2011. [Online]. Available: [http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/%0Apopulacao/censo2010/caracteristicas\\_da\\_populacao/%0Aresultados\\_do\\_universo.pdf](http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/%0Apopulacao/censo2010/caracteristicas_da_populacao/%0Aresultados_do_universo.pdf). [Accessed: 15-Jun-2019].
- [103] M. Bastian and S. Heymann, “Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks,” pp. 361–362, 2009.
- [104] Gephi, “Gephi tutorial layouts.,” *Gephi tutorial layouts.*, 2011. [Online]. Available: <https://gephi.org/tutorials/gephi-tutorial-layouts.pdf>. [Accessed: 19-Jan-2020].
- [105] A. Durovic, “Macroeconomic Approach to Point in Time Probability of Default Modeling - IFRS 9 Challenges,” *J. Cent. Bank. THEORY Pract.*, vol. 8, no. 1, pp. 209–223, Jan. 2019.
- [106] Y. Lee and S.-H. Poon, “Forecasting and decomposition of portfolio credit risk using macroeconomic and frailty factors,” *J. Econ. Dyn. Control*, vol. 41, pp. 69–92, 2014.
- [107] D. E. Allen, A. R. Kramadibrata, R. J. Powell, and A. K. Singh, “Innovative transition matrix techniques for measuring extreme risk: an Australian and US comparison,” in *19TH INTERNATIONAL CONGRESS ON MODELLING AND SIMULATION (MODSIM2011)*, 2011, pp. 1451–1456.
- [108] G. W. Haynes, “Credit access for high-risk borrowers in financially concentrated markets: Do SEA loan guarantees help?,” *SMALL Bus. Econ.*, vol. 8, no. 6, pp. 449–461, 1996.
- [109] O. D. Morales Rivas and R. J. Canales Salinas, “Estimating Three Indexes of Economic Concentration: An Application to the Banking Sector in Nicaragua,” *REICE-REVISTA Electron. Investig. EN CIENCIAS Econ.*, vol. 4, no. 7, pp. 177–188, 2016.
- [110] M. A. Mia, “Evolution of market concentration and competition in the microfinance industry of Bangladesh,” *Int. J. Soc. Econ.*, vol. 45, no. 6, pp. 989–1007, 2018.

## APÊNDICE A - Relação publicações realizadas durante o Mestrado

<b>Título do Artigo</b>	<b>Indexação</b>
Credit Risk Concentration in Banking Industry A Systematic Literature Review	Scopus Web of Science Google Acadêmico
Adoption of Cloud Storage Services by Individuals: the importance of marketing efforts	Scopus Web of Science Google Acadêmico
Mobile Banking Usability: Multivariate Analysis of Background Factors	Scopus Web of Science Google Acadêmico
Measurement of Maturity in Process Management in the Brazilian Public Sector: a multicriteria approach	Scopus Web of Science Google Acadêmico
Enjoy the Journey: Exploring Airlines Service Quality in Brazil	Scopus Web of Science Google Acadêmico
Desafios da indústria 4.0: integração da literatura por meio do TEMAC	Scopus Google Acadêmico
Gestão do Processo de Cálculo do Capital para Risco de Crédito com Foco na Melhoria da Eficiência Operacional	Latin Index Google Acadêmico
Capital Econômico para Risco de Crédito: Gestão de riscos do processo de cálculo por meio da aplicação da Norma ABNT ISO 31000 e da Matriz G.U.T	Google Acadêmico
Data Mining to Improve Credit Portfolio Management	IEEE Google Acadêmico

## **APÊNDICE B – Participação em bancas de graduação durante o Mestrado**

### **Oportunidades profissionais no contexto do Big Data: Realidade ou Miopia?**

Aluno: Vitor Sillos Alonso

Graduação em Engenharia de Produção – UNB

### **Fatores que influenciam o sucesso de aplicativos de comida delivery em tempos de pandemia: um estudo por meio das equações estruturais**

Aluno: Vinícius de Moura Dayrel

Graduação em Engenharia de Produção - UNB

### **Fatores-chave de sucesso no mercado de alimentação natural para Pets: um estudo por meio das equações estruturais**

Aluno: Dante Martins Evangelista

Graduação em Engenharia de Produção – UNB

### **HEALTHQUAL: Percepção de clientes em hospitais**

Aluno: Eduardo Kemper da Silva

Graduação em Engenharia de Produção - UNB

### **Modelo Comportamental de Separação de Resíduos: Um Estudo Empírico no Distrito Federal**

Aluno: Felipe Moutinho de Oliveira

Graduação em Engenharia de Produção – UNB

### **O impacto da idade e da experiência do usuário na adoção de aplicativos mobile banking: um estudo via equações estruturais**

Aluno: Débora Teixeira Vilarinhos

Graduação em Engenharia de Produção – UNB