



Universidade de Brasília (UnB)

Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas
(FACE)

Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais (CCA)

Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCont)

RAFAEL SOUSA LIMA

**ANÁLISE DE REDES SOCIAIS NO COMBATE AOS CRIMES DE
LAVAGEM DE DINHEIRO E CORRUPÇÃO**

Brasília/DF

2021

Professora Doutora Márcia Abrahão Moura
Reitora da Universidade de Brasília

Professor Doutor Enrique Huelva Unternbäumen
Vice-Reitor da Universidade de Brasília

Professor Doutor Lúcio Remuzat Rennó Junior
Decano de Pós-Graduação

Professor Doutor José Márcio Carvalho
**Diretor da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas
Públicas**

Professor Doutor Paulo César de Melo Mendes
Chefe do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais

Professor Doutor Jorge Katsumi Niyama
Coordenador do Programa Pós-Graduação em Ciências Contábeis

RAFAEL SOUSA LIMA

**ANÁLISE DE REDES SOCIAIS NO COMBATE AOS CRIMES DE
LAVAGEM DE DINHEIRO E CORRUPÇÃO**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais, da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas, da Universidade de Brasília.

Brasília/DF, 16 de agosto de 2021.

COMISSÃO EXAMINADORA:

Prof. Dr. André Luiz Marques Serrano
Universidade de Brasília
Orientador

Prof. Dr. Joshua Onome Imoniana
Universidade de São Paulo
Examinador Externo

Prof. Dr. César Medeiros Cupertino
Ministério Público Militar
Examinador Externo

Prof. Dr. Paulo Augusto Pettenuzzo de Britto
Universidade de Brasília
Examinador Interno

Profª. Dra. Marcia Terezinha Longen Zindel
Universidade de Brasília
Examinadora Suplente

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a meus pais, pois foram os maiores incentivadores para uma vida orientada aos estudos, sempre com amor e apoio incondicionais. A eles, devo tudo.

Agradeço também a minha esposa e filhas, companheiras que dividiram comigo todas as alegrias e angústias dessa empreitada. Obrigado pela enorme paciência que tiveram comigo nos finais de semana em que estive ausente e nas intermináveis noites de estudos.

Aos meus colegas de trabalho no Instituto Nacional de Criminalística, especialmente do SEPCONT, registro meu agradecimento por terem me ajudado, sempre que possível, com apoio durante as constantes demandas de trabalho. Espero retribuir nos próximos anos.

Sou grato também aos professores do PPGCont/UnB com os quais tive oportunidade de aprender. Aprendi bem mais que o esperado, muito além do contido em livros. Agradeço pelas diversas orientações que recebi e por não me deixarem desviar do caminho nos momentos de dificuldade. Por óbvio que esse agradecimento se estende às incríveis Inês e Sara, pessoas com coração sempre a postos para acolher e ajudar.

Durante o curso tive o prazer de compartilhar a sala de aula com pessoas maravilhosas, especialmente os amigos da 4ª turma do PPGCont/UnB de 2018. Dividimos bons momentos, boas risadas. Carrego todos comigo na esperança de que essa amizade se estenda, dentro e fora da academia.

Não poderia deixar de externar especial agradecimento ao meu orientador Prof. Dr. André Serrano. Foram diversas palavras de orientação nessa caminhada acadêmica, motivando em direção ao conhecimento, focado em pesquisas que pudessem de alguma forma contribuir para nosso dia a dia enquanto cidadão. Fico honrado de ter participado, pelo menos um pouco, de sua busca incansável por crescimento intelectual e publicações, sempre tendo por princípios a humildade e a perseverança. A profissão de professor já tinha meu respeito e admiração, agora, muito mais. Obrigado por tudo, professor!

RAFAEL SOUSA LIMA

ANÁLISE DE REDES SOCIAIS NO COMBATE AOS CRIMES DE
LAVAGEM DE DINHEIRO E CORRUPÇÃO

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais, da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas, da Universidade de Brasília.

Orientador: Prof. Dr. André Luiz Marques Serrano.

Área: Mensuração Contábil.

Linha de Pesquisa: Contabilidade e Mercado Financeiro.

Brasília

2021

Lima, Rafael Sousa

Análise de Redes Sociais no Combate aos Crimes de Lavagem de Dinheiro e Corrupção/Rafael Sousa Lima – Brasília – DF, 2021.

126 f.

Orientador: Prof. Dr. André Luiz Marques Serrano

Tese de Doutorado – Universidade de Brasília (UnB). Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas (FACE). Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCont)

1. Contabilidade Forense 2. Análise de Redes Sociais 3. Lavagem de Dinheiro 4. Corrupção.

RESUMO

Este trabalho teve por objetivo encontrar aplicações voltadas ao combate a crimes financeiros por meio do emprego da Análise de Redes Sociais (SNA) na contabilidade forense. Para tanto, era fundamental alinhar teoria com casos práticos, o que levou a divisão deste trabalho em três capítulos. O primeiro introduziu o tema com uma visão ampla e multidisciplinar sobre contabilidade forense, apresentando conceitos e metodologias, o que incluiu aspectos tecnológicos e, entre esses, técnicas baseadas em SNA. Tendo por base esse contexto, o segundo e terceiro capítulos aprofundaram a discussão sobre metodologias para análises forenses. O segundo capítulo teve por objetivo analisar movimentações bancárias com base em conceitos da SNA a fim de identificar atividades suspeitas de lavagem de dinheiro. Por sua vez, o terceiro capítulo teve por escopo o crime de corrupção. Com uso de técnicas de mineração de grafos, foram analisados os créditos extraordinários no orçamento federal de 2020 destinados ao enfrentamento da pandemia do Covid-19, capturando dados da execução orçamentária com intuito de obter sinalizações para eventuais atos de corrupção. O conjunto dos capítulos se mostra uma peça valiosa para outros pesquisadores e, principalmente, para profissionais que buscam na academia métodos para aperfeiçoar a prestação de serviços ao cidadão na área de segurança pública. Os temas discutidos são atuais e podem contribuir com investigações financeiras realizadas por órgãos de controle e segurança, fortalecer a produção de provas e, conseqüentemente, auxiliar na promoção da justiça.

Palavras-chave: Contabilidade Forense. Análise de Redes Sociais. Lavagem de Dinheiro. Corrupção.

ABSTRACT

This work aims to seek solutions to combating financial crimes with Social Network Analysis (SNA) in forensic accounting. Therefore, it was essential to align theory with practical cases, which led to the division of this work into three chapters. The first introduced the theme with a broad and multidisciplinary view on forensic accounting, offering concepts and methodologies, which included technological aspects, and, among these, techniques based on SNA. Grounded on this context, the second and third chapters deepen the discussion on methodologies for forensic analysis. The second chapter aimed to analyze bank transactions based on SNA concepts in order to identify suspicious activities of money laundering crime. In turn, the third chapter examined the 2020 extraordinary federal budget related to Covid-19 with the purpose of searching for signs of corruption. Data from budget were captured and graph mining techniques were applied. The set of chapters is a valuable source for other researchers and, mainly, for professionals who seek methods in academia to improve security public services. The issue discussed is current, then the research can contribute to financial investigations carried out by law enforcement agencies, strengthen the production of evidence, and, consequently, assist in the promotion of justice.

Keywords: Forensic Accounting. Social Network Analysis. Money Laundering. Corruption.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ACFE	Association of Certified Fraud Examiners
AICPA	American Institute of Certified Public Accountants
BCB	Banco Central do Brasil
BI	Business Intelligence
BI&A	Business Intelligence & Analytics
COAF	Conselho de Controle de Atividades Financeiras
FATF	Força-Tarefa de Ação Financeira
PIB	Produto Interno Bruto
SNA	Análise de Redes Sociais

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 Principais entidades.....	58
Tabela 2 Execução orçamentária relacionada à pandemia (ano 2020)	75
Tabela 3 Execução na ação orçamentária 21C0, local do favorecido pelo empenho (ano 2020)	77
Tabela 4 Variáveis utilizadas na investigação da corrupção municipal.....	79

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Caminho de vínculos	31
Figura 2 Interseção de conjuntos	32
Figura 3 Linha de tempo de movimentação financeira.....	33
Figura 4 Painel de BI com resumo de transações bancárias	34
Figura 5 Gráfico de barras em ferramenta de BI	35
Figura 6 Detalhe de 2011 do gráfico de barras em ferramenta de BI.....	35
Figura 7 Estrela ou roda com cinco pontos.....	47
Figura 8 Fluxo da análise de dados.....	52
Figura 9 Exemplo de grafo com transação bancária entre duas entidades	53
Figura 10 Grafos de transações bancárias a partir de um mesmo dataset.....	55
Figura 11 Transações bancárias após o processo de higienização dos dados, com vínculos =>R\$10.000	56
Figura 12 Principais entidades com base na centralidade de intermediação	58
Figura 13 Caminho do dinheiro entre duas entidades.....	60
Figura 14 Uso de intermediários (strawmen) em operações estruturadas	61
Figura 15 Contas de passagem em operações estruturadas (smurfing)	62
Figura 16 Acúmulo de transações em contas de passagem	62
Figura 17 Uso de transações em espécie com origem e destino não identificados	63
Figura 18 Rede com dados da ação orçamentária 21C0.....	81
Figura 19 Giant Component da ação orçamentária 21C0.....	83
Figura 20 Redes políticas no Giant Component	86
Figura 21 População e PIB por habitante dos municípios no Giant Component	89
Figura 22 Casos novos e óbitos por Covid-19 no Giant Component	91
Figura 23 Comunidades no Giant Component	93
Figura 24 Detalhamento das comunidades no Giant Component.....	95
Figura 25 Subgrupo com probabilidade de atos de corrupção e atuação de rent-seekers	97

SUMÁRIO

1.	Introdução	13
2.	Desmistificando Big Data: Evolução Mandatória para a Análise Forense.....	17
2.1.	Surgimento da Tecnologia	19
2.2.	Conceitos Iniciais.....	21
2.3.	Tecnologia na Auditoria Forense.....	25
2.4.	Análise Forense de Dados Financeiros	29
2.5.	Desafios e Oportunidades	35
2.6.	Considerações Finais	38
3.	Análise de Redes Sociais no Rastreamento de Recursos Financeiros e na Identificação de Padrões Suspeitos de Lavagem de Dinheiro	40
3.1.	Referencial Teórico.....	41
3.2.	Metodologia de Pesquisa	48
3.2.1.	Coleta de Dados	48
3.2.2.	Tratamento de Dados	49
3.2.3.	Análise de Dados	52
3.3.	Resultados e Discussão	54
3.4.	Conclusão.....	63
4.	Análise de Redes Sociais Contra a Corrupção: Estudo do Orçamento Público Vinculado à Pandemia do Covid-19	66
4.1.	Revisão de literatura	68
4.1.1.	Corrupção.....	68
4.1.2.	Mineração de Grafos.....	72
4.2.	Metodologia de Pesquisa	73
4.2.1.	Coleta e Tratamento de Dados	74
4.2.2.	Análise de Dados	79
4.3.	Resultados e Discussão	82
4.4.	Considerações Finais	98
5.	Conclusão.....	101
6.	Referências.....	106
	Apêndices.....	121

1. Introdução

Um dos problemas que aflige o mundo é o crime organizado. É notório que organizações criminosas estão cada vez mais dinâmicas, sofisticadas e interligadas, operando ações ilícitas em redes de relacionamentos. Tendo em vista a complexidade associada aos crimes de lavagem de dinheiro e corrupção, investigadores forenses precisam reconhecer o emprego da Análise de Redes Sociais (SNA) como ferramenta no combate a crimes financeiros.

Investigadores forenses aplicam conhecimentos de diversas áreas no enfrentamento a crimes financeiros complexos, especialmente daquelas atinentes ao direito e finanças, havendo mais interesse do tema contabilidade forense entre juristas do que entre contadores. Do ponto de vista acadêmico, alguns estudiosos entendem que a contabilidade não é exatamente uma ciência, mas uma prática (Hopwood, 2007; Williams, 2017). Outros entendem que artigos científicos no campo da contabilidade tornaram-se um produto incompreensível para a maioria das pessoas, alienadas pelo foco excessivo na matemática, perdendo a contabilidade sua identidade (Whittington, 1987; Whitley, 1986; Hartmann, 2017).

Como alternativa a esse modelo “conservador”, a pesquisa baseada em SNA surge como uma opção inovadora em diversas áreas do conhecimento, desde biologia a desenvolvimento de sistemas. Especificamente na esfera da ciência social, observou-se que são poucas as obras nacionais que se valeram dessa abordagem nos últimos anos, seja de forma principal ou acessória, centrando-se as pesquisas em redes acadêmicas ou redes corporativas. Já pesquisas internacionais aparecem com maior volume e com ampla aplicação, empregando SNA inclusive em estudos criminais variados, desde redes terroristas a redes de corrupção.

Diante desse cenário, todo esforço foi no sentido de identificar oportunidades para o fortalecimento da contabilidade forense por meio da ANS, reconhecendo seu aspecto multidisciplinar e tendo por norte a busca constante de alinhamento entre teoria e prática.

Para tanto, após essa introdução, optou-se por oferecer ao leitor três capítulos, os quais deram origem a três artigos científicos, seguindo o modelo *Thesis by Publication* (Mason e Merga, 2018). Para Guerin (2016), o processo de construção do conhecimento se dá muito pela ênfase no compartilhamento de informações entre participantes ativos de um sistema de aprendizagem apoiado em publicações científicas, modelo chamado de *Connectivism*. Esse modelo serviu de inspiração para este estudo, pois estimula a busca por conexões entre ideias existentes e novas, bem como a conexão de conjuntos de informações de maneiras diferentes, trabalhando novas perspectivas e contribuindo com novos conhecimentos.

Isto posto, o primeiro capítulo apresentou a contabilidade forense e suas particularidades. Foram discutidos conceitos e metodologias empregadas no dia a dia do investigador forense, contemplando, como não poderia deixar de ser, aspectos tecnológicos. A discussão incluiu desafios e oportunidades no combate a crimes financeiros por meio de ferramentas de big data, entre elas softwares que se baseiam em técnicas da SNA, abrindo caminho para os capítulos seguintes.

Importante destacar que a SNA possibilita estudos com diferentes enfoques teóricos e práticos, o que favoreceu a pesquisa com aplicações práticas. Dessa forma, o segundo capítulo se voltou ao combate à lavagem de dinheiro e o terceiro ao enfrentamento da corrupção. Ambas as abordagens podem ser qualificadas como exploratórias, sustentadas por métodos quali-quantitativos da SNA, sendo que foram utilizadas bases de dados que permitissem maior alcance da realidade.

No que se refere ao segundo capítulo, o objetivo foi compreender, por meio dos conceitos da SNA, como analisar movimentações em contas bancárias a fim de identificar atividades suspeitas de envolvimento com o crime de lavagem de dinheiro. Esse crime ocorre quando uma pessoa atua para dar aparência de licitude a recursos que tiveram origem ilegal. Trata-se de uma ação que busca “limpar o dinheiro sujo” oriundo de crimes. Muitas dessas ações ocorrem no sistema bancário, o qual é, apesar de todo esforço de compliance dos bancos, amplamente utilizado pelos operadores da lavagem de dinheiro.

Já no terceiro capítulo, a corrupção foi tema de estudo. Embora esse crime ocorra em diferentes contextos, um cenário específico se mostrou oportuno para pesquisa: pandemia do Covid-19. Ao final do primeiro semestre de 2021, segundo a Organização Mundial de Saúde (2021), cerca de 170 milhões de pessoas foram contaminadas no mundo com o vírus até junho de 2021, sendo que aproximadamente 3,8 milhões faleceram em decorrência dessa doença. Já no Brasil, dados disponibilizados pelo Ministério da Saúde (2021) indicam que mais de 18 milhões de pessoas já tiveram a doença, levando a óbito mais de 500 mil brasileiros.

Além de o vírus ceifar inúmeras vidas, essa doença causou impactos expressivamente negativos na economia. Acredita-se que o Covid-19 abriu as portas para o uso ineficiente de recursos públicos e para corrupção, pois mais recursos tiveram que ser disponibilizados para lidar com a emergência, o que foi acompanhado pelo aumento da discricionariedade nos processos de tomada de decisão, principalmente na alocação dos recursos, seguido de negligência nos controles, relaxamento na prestação de contas e perda de compromisso com a transparência.

Ante tamanha preocupação, o terceiro capítulo teve por objetivo analisar as medidas provisórias emitidas pelo Poder Executivo Federal que abriram créditos extraordinários no orçamento governamental de 2020 para o enfrentamento da pandemia do Covid-19,

capturando dados da execução orçamentária e promovendo análises com mineração de grafos em busca de possíveis sinalizações para atos de corrupção.

Enfim, o estudo materializado nessa tese teve por intuito encontrar soluções voltadas à detecção de indícios de atos ilícitos, oferecer novos instrumentos de combate a crimes financeiros e, conseqüentemente, contribuir com o fortalecimento de instituições de segurança pública. Motiva lembrar que, em meados do século XVII, o filósofo Francis Bacon, considerado um dos pioneiros da ciência moderna, afirmava que o escopo de toda ciência é melhorar a vida dos homens (Chalmers, 1993), o que foi, desde o início, a inspiração para a pesquisa.

2. Desmistificando Big Data: Evolução Mandatória para a Análise Forense

Estima-se que empresas percam aproximadamente 5% de sua receita a cada ano por causa de fraudes. Projetando-se para uma perspectiva mundial, essas fraudes resultariam em uma perda global da ordem de US\$4,5 trilhões ao ano (Association of Certified Fraud Examiners [ACFE], 2020). A ACFE afirma que a corrupção é o tipo mais comum de fraude e que monitoramento e análises de dados estariam correlacionados com a redução de perdas, embora apenas 37% das vítimas usem esses controles. Nesse ambiente, os serviços de investigação forense geralmente se fazem necessários, uma vez que envolvem a aplicação de conhecimentos especializados e habilidades investigativas na coleta, análise e avaliação de evidências (American Institute of Certified Public Accountants [AICPA], 2020).

Huber e DiGabriele (2014) definem contabilidade forense como um campo multidisciplinar (auditoria, direito, contabilidade, finanças, economia, psicologia, sociologia e criminologia) que engloba tanto profissionais autônomos quanto empresas, onde causas judiciais de natureza econômico-financeira, seja na esfera civil ou criminal, são apreciadas para formação de teorias, métodos e procedimentos legais. Trata-se de um campo forense com amplas perspectivas, onde profissionais precisam manter um vínculo permanente entre teoria e prática, identificando riscos e oportunidades para os serviços contábeis forenses (Botes e Saadeh, 2018), inclusive no que diz respeito à investigação de crimes (Louwers, 2015; Huber e DiGabriele, 2014; Michalak e Korczak, 2011).

O esforço de entidades brasileiras para repressão financeira a organizações criminosas e para fortalecimento do combate a fraudes, corrupção, desvio de recursos públicos e lavagem de dinheiro confirma a importância da contabilidade forense. Ademais, essa atividade é frequentemente reconhecida por oferecer aos juízes conclusões com fundamentos técnico-científicos, sendo o investigador forense um ator que empresta ao julgador o

conhecimento especializado necessário à interpretação e ao entendimento de fatos apurados em âmbito jurídico.

Nessa seara, a tecnologia se mostra uma aliada, desempenhando papel relevante no combate a crimes. A capacidade de usar tecnologias computacionais na análise forense é uma habilidade fundamental na caixa de ferramentas do investigador (Louwers, 2015; Taylor, 2011). Essa tecnologia se traduz em computadores e softwares modernos, ferramentas que auxiliam no processamento e análise de dados, instrumentos que contribuem para maior eficiência no desempenho da atividade forense, tanto em termos de qualidade quanto em tempestividade, o que fica mais evidenciado nos casos que envolvem grandes organizações criminosas.

Não obstante, um dos desafios atuais reside no avanço do processo tecnológico na análise forense, incorporando técnicas de big data no cotidiano desses profissionais. Esse avanço permitirá análises mais complexas e efetivas, examinando-se, simultaneamente e de forma concatenada, dados estruturados (extratos bancários, relatórios financeiros, declarações fiscais, contratos, notas fiscais) e dados não estruturados (e-mails, imagens, vozes, filmagens, redes sociais). Diante disso, este estudo teve por objetivo apresentar uma análise das potencialidades do big data na contabilidade forense, discutindo os desafios e oportunidades nesse processo.

Metodologicamente, o artigo pode ser classificado como uma pesquisa exploratória, tendo por escopo investigar empiricamente um problema com propósito de aumentar a familiaridade do pesquisador com determinado fenômeno. O estudo pautou-se em métodos qualitativos, com pesquisa documental e abordagem descritiva. Laudos criminais da área contábil-financeira foram analisados, tendo o escopo os anos de 2015 a 2017. A pesquisa também foi conduzida com apoio de artigos de periódicos nacionais e internacionais,

alcançando-se referências bibliográficas que pudessem colocar a pesquisa em contato com o que já foi e está sendo escrito sobre o assunto.

O texto está organizado em seis seções, iniciando-se por esta introdução. A primeira e segunda seções apresentam com mais detalhes do processo de desenvolvimento tecnológico. Dando sequência ao trabalho, na terceira seção promove-se breve discussão sobre tecnologia na auditoria forense. Por sua vez, na quarta seção são apresentadas algumas técnicas utilizadas na análise de dados financeiros por investigadores forenses. Desafios e oportunidades são tratados na quinta seção do trabalho, o qual se encerra com as considerações finais na sexta seção.

2.1. Surgimento da Tecnologia

A história da tecnologia acompanha o processo de industrialização e modernização da sociedade. De certa forma, o primeiro marco relevante para o desenvolvimento tecnológico foi a primeira revolução industrial, a qual teve início no período entre 1760 e 1840 com o advento das indústrias têxteis, da fabricação em grande escala de produtos químicos, das máquinas a vapor e da eficiência na fabricação de ferro. Estradas de ferro, telégrafo e telefone, eletricidade e outras utilidades provocaram a segunda revolução industrial entre 1870 e 1940. Por sua vez, rádio, aviação e fissão nuclear levaram à terceira revolução científica/técnica no período entre 1940 e 1970 (Segars, 2018).

Já a quarta revolução industrial (tecnologias disruptivas) tem um impacto mais profundo e exponencial. Essa nova fase se caracteriza por um conjunto de cinco tecnologias que permitirá a fusão do mundo físico, digital e biológico. A primeira dessas tecnologias é a manufatura aditiva que versa sobre materiais especiais para fabricar objetos, constituindo uma base para a impressão 3D. Já inteligência artificial é um segmento da computação que visa simular a capacidade humana de raciocinar, tomar decisões, resolver problemas, dotando softwares e robôs de uma capacidade de automatizar processos. Por sua vez, internet das

coisas representa a possibilidade de conectar objetos físicos à internet de forma que possam executar de forma coordenada uma determinada ação. A biologia sintética é a convergência de novos desenvolvimentos tecnológicos nas áreas de química, biologia, ciência da computação e engenharia, permitindo o projeto e a construção de novos materiais biológicos, tais como enzimas, células, circuitos genéticos e redesenho de sistemas biológicos existentes. Por último, sistemas ciber-físicos sintetizam a fusão entre o mundo físico e digital, ou seja, todos os objetos e processos em determinada fábrica possuem um irmão gêmeo no mundo digital (Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior e Serviços, 2017).

Em que pese todas essas perspectivas, Dalenogare *et al.* (2018) afirmam que o Brasil está na fase inicial desse processo. Para os pesquisadores, a indústria brasileira ainda não se aproveitou de algumas tecnologias promissoras, como análise de big data, serviços em nuvem, entre outras. No que se refere ao cenário mundial, Dutton (2018) afirma que a corrida global por tecnologias disruptivas já começou. Países como Canadá, Estados Unidos, Tunísia, Dinamarca, Finlândia, França, Índia, Itália, Japão, México, Singapura, Alemanha, Austrália, Emirados Árabes e Grã-Bretanha lançaram estratégias governamentais para promover o uso e o desenvolvimento da inteligência artificial. Além de criarem organizações voltadas especificamente para o fomento de inteligência artificial, os governos destacaram milhões de dólares em seus orçamentos para investimentos na área. Os Emirados Árabes, por exemplo, criaram um ministério específico para tratar de inteligência artificial. Por sua vez, o presidente da França prometeu investir 1,5 bilhão de Euros em uma estratégia de inteligência artificial, sendo metade desse valor para pesquisas. Já em Singapura, o governo acrescentou o tema ética como uma nova iniciativa na já existente política de inteligência artificial. Por fim, na Itália o foco está na adoção das facilidades de inteligência artificial no setor público.

No que concerne ao setor empresarial, nenhuma discussão se resolverá sem envolver soluções em tecnologia, tais como mídias sociais, computação em nuvem e big data, sendo

que as atividades financeiras estão sendo profundamente afetadas com a evolução tecnológica (Bhimani e Willcocks, 2014). Para Bhimani e Willcocks, os contadores, de uma forma geral, precisam entender o potencial do big data e como essas tecnologias podem transformar suas práticas, mas sem a necessidade de desenvolverem conhecimentos aprofundados no tema.

Phillips (2014) esclarece que é preciso agregar valor na criação de conhecimentos a partir de dados disponíveis. Assim, uma emergente função para os analistas financeiros é combinar seus conhecimentos na área contábil com aplicação de métodos de business intelligence & analytics (BI&A). Para tanto, o autor afirma ser fundamental treinamento em análise de dados, incluindo interpretação e apresentação desses dados, além de trabalhar em parceria com outras áreas que atuam com funções similares.

Embora se perceba toda uma discussão sobre tecnologia, os analistas forenses parecem não estar preparados para ela. À título de exemplo, Perkhofer *et al.* (2019) investigaram a lacuna entre teoria e prática em relação ao uso de tecnologias de big data por profissionais contábeis em empresas austríacas. Os autores investigaram a extensão das práticas de análise e visualização de dados utilizadas no cotidiano de profissionais contábeis, a partir de técnicas de big data. Os resultados revelaram uma enorme lacuna, pois os contadores se mostraram resistentes a esse processo de avanço tecnológico. As principais razões para a lenta evolução tecnológica seriam o baixo conhecimento e a falta de familiaridade com a área de tecnologia da informação, com foco apenas no uso do software Microsoft Excel e na funcionalidade de filtragem em dados estruturados.

2.2. Conceitos Iniciais

Esta seção oferece noções da área de tecnologia. Embora sejam definições básicas, há uma certa confusão entre termos e conceitos por parte de diversos autores pesquisados. Assim, a fim de construir a base teórica para o tema em discussão, carece esclarecer alguns dos principais aspectos envolvidos quando se trata de evolução tecnológica.

Uma das palavras mais utilizadas atualmente no campo tecnológico é big data. Na visão de Gepp *et al.* (2018), big data refere-se a *datasets* (popularmente conhecidos como banco de dados) contendo dados estruturados ou não estruturados que são comumente descritos de acordo com os quatro Vs: volume, variação, velocidade e veracidade. Volume diz respeito a conjuntos de dados tão grandes que as ferramentas tradicionais são inadequadas. Variação reflete dados com diferentes formatos, como formulários quantitativos, textos, imagens e vídeos. Velocidade mede a periodicidade na qual novos dados se tornam disponíveis, o que é cada vez mais frequente em uma taxa muito alta. Finalmente, a qualidade e relevância dos dados podem mudar drasticamente ao longo do tempo, o que é descrito como sua veracidade.

Big data pode ter diferentes graus de volume, variação, velocidade e veracidade (Assunção *et al.*, 2015). Assim, faz-se fundamental compreender os requisitos do usuário para identificar a ferramenta apropriada de big data para cada demanda, tendo em vista a gama de tecnologias disponíveis.

Bhimani e Willcocks (2014) acrescentam que big data implica o registro em tempo real de dados gerados internamente nas empresas. Isso inclui não só dados de transações contábeis regulares, mas também dados provenientes de sensores em máquinas, chips em componentes, acessos na rede intranet e os chamados “*data-exhausts*”, termo que contempla dados que usualmente não são coletados por não terem ligação direta com aspectos econômicos, mas que podem ser trabalhados para produção de informação relevante. Por exemplo, empresas que trabalham com “*data-exhausts*” são Google, Amazon e EBay, no que se refere ao histórico de navegação de seus clientes como forma de estudar o mercado. Big data também envolve a coleta e tratamento de dados externos, como mapas demográficos, previsão do tempo e publicações em redes sociais. Ainda, pode-se utilizar dados de vídeo e áudio, como a interpretação de expressões faciais e monitoramento de voz, a fim de

identificar comportamentos em tempo real de clientes e funcionários. Para os autores, a análise conjunta de dados históricos e registros em tempo real, internos e externos, revela-se um novo mundo de conhecimento antes inexplorado.

Outro termo comumente utilizado na área tecnológica é mineração de dados. West e Bhattacharya (2016) esclarecem que o termo mineração de dados ou data mining pode ser empregado quando se faz referência aos métodos utilizados para processar grande quantidade de dados. Os pesquisadores classificam esses métodos em duas categorias: estatística e computacional. A primeira se fundamenta na matemática tradicional, baseada em métodos como regressão logística e teoria bayesiana, enquanto o método computacional se vale de modernas técnicas de inteligência artificial, como redes neurais e máquinas de vetores de suporte (aprendizagem de máquina). Embora os dois métodos se complementem, a diferença principal é que o método computacional é capaz de aprender e se adaptar aos problemas, enquanto o estatístico é mais rígido.

Por sua vez, há uma variedade de definições para os termos business intelligence (BI) e data analytics, servindo essa expressão como um “guarda-chuvas”, existindo confusão entre esses termos e outras tecnologias emergentes como big data, máquina de aprendizagem e internet das coisas. Rikhardsson e Yigitbasioglu (2018) abordam os termos de forma conjunta, ao passo que explicam o termo BI&A como sendo ferramental tecnológico que permite a coleta de dados interna e externamente, a preparação desses dados para análises, o desenvolvimento e execução de consultas, a criação de relatórios e a construção de painéis para visualização dos dados de forma acessível ao usuário final.

Nessa seara, Rikhardsson e Yigitbasioglu (2018) definem 4 elementos básicos das aplicações de BI&A em qualquer organização:

- Infraestrutura
- Gerenciamento de banco de dados

- Análise de dados
- Entrega da informação

Esses elementos são integrados, de forma que sem infraestrutura, dados não podem ser capturados e armazenados de forma eficiente; sem gerenciamento de banco de dados, tecnologias de análise de dados não podem ser desenvolvidas; e se a informação não for adequadamente entregue ao usuário final, de nada adiantará a análise de dados.

Já o termo máquina de aprendizagem abrange um amplo contexto de tecnologias e capacidades (Segars, 2018). Para Segars, alguns cientistas abordam o assunto puramente a partir de uma perspectiva de programas de computador que “aprendem”. Uma visão paralela inclui o reconhecimento de padrões, a modelagem estatística e a análise para a tomada de decisões. Uma terceira via, mais holística, combina algoritmos de computador, padrões estatísticos e inteligência artificial.

Para Segars (2018), existem três tecnologias principais: computação em nuvem, big data e inteligência artificial, que combinadas resultam no que se chama de *Augmented Intelligence*. A computação em nuvem seria o acesso sob demanda a recursos não locais de computação, incluindo software, armazenamento, rede e outros serviços. O advento da nuvem sinalizou a separação do armazenamento e processamento dos dispositivos físicos, criando acesso onipresente a softwares e dados. Já big data seria a geração e coleta de grandes quantidades de dados estruturados e não estruturados na procura por insights e novas respostas aos desafios que as organizações e os tomadores de decisão enfrentam. Por sua vez, inteligência artificial seria a programação (por meio de algoritmos) que permite dispositivos digitais acessarem, combinarem e compartilharem dados para aprender, explicar e prever eventos, processos e tendências. Embora essas três tecnologias sejam frequentemente descritas como distintas, elas raramente seriam independentes.

2.3. Tecnologia na Auditoria Forense

A auditoria forense, nos moldes hoje conhecidos, teve origem no início do século XX com o agente do tesouro americano Frank Wilson (Louwers, 2015). Wilson era capaz de passar horas examinando registros codificados apreendidos em cassinos ilegais atrás de provas que condenassem o famoso gangster Al Capone. Foi assim que, analisando diversos documentos repetidas vezes, Wilson conseguiu vincular lucros de cassinos ilegais a depósitos bancários e, finalmente, a um cheque administrativo endossado pelo próprio Al Capone. Para Louwers, o método de Wilson ainda hoje é utilizado, porém potencializado com auxílio de ferramentas tecnológicas disponíveis para análises forenses.

Pesquisando o que já foi escrito sobre o tema, percebeu-se que os estudos acadêmicos sobre contabilidade forense se mostram dominados pela literatura norte-americana, embora haja boa participação de revistas australianas e britânicas. DiGabriele e Huber (2015) analisaram diversos periódicos internacionais que publicaram artigos na área. Duas revistas tiveram destaque: *The Journal of Forensic & Investigative Accounting* e *The Journal of Forensic Studies in Accounting and Business*. Ambas iniciaram suas publicações em 2009 e são dedicadas ao assunto em sua integralidade. Por sua vez, o periódico *The Journal of Forensic Accounting: Auditing, Fraud & Risk*, conhecido apenas por *The Journal of Forensic Accounting*, publicou artigos no período de 2000 a 2008 e o *The Journal of Forensic Accounting Research*, da American Accounting Association, iniciou suas publicações apenas em 2015. Os demais periódicos analisados pelos autores publicaram tão somente artigos esporádicos ou em edições especiais. Conforme defendido pelos autores, há pouca diversidade nas linhas de pesquisa, sendo fraude o tópico mais explorado e a abordagem quantitativa a mais frequente, revelando a carência de pesquisas no campo da contabilidade forense.

Apesar de predominante, Hegazy *et al.* (2017) esclarecem que a literatura norte-americana não é unânime entre os pares. Os autores ressaltam que existem aspectos relevantes para determinada jurisdição que podem não ser tão importantes para outra, a exemplo dos trabalhos de avaliação de ativos e testemunho como especialista, ações enfatizadas no mercado americano e menos procuradas em outros países.

No Brasil, o tema contabilidade forense é pouco explorado pelos periódicos, tendo uma média de apenas quatro artigos publicados a cada ano em revistas nacionais (Silva *et al.*, 2018). Esse entendimento já vinha sendo sinalizado por Ribeiro (2014), pois o autor afirmava que trabalhos sobre o tema auditoria contábil são mais recorrentes do que aqueles relacionados à perícia contábil e que ambos os temas possuem pouca representatividade nos periódicos científicos brasileiros.

Em que pese a baixa produção acadêmica, a prática forense no Brasil tenta aplicar modelos de análise disseminados pelo mundo, ganhando importância especialmente em um contexto de combate à lavagem de dinheiro e corrupção, seja no setor público ou privado. Imoniana *et al.* (2013) entendem que os auditores no Brasil não se limitam mais à função tradicional de salvaguardar ativos de uma organização. Pelo contrário, esses profissionais estão cada vez mais aptos a detectar situações suspeitas de fraude.

Para Issa *et al.* (2016), procedimentos de auditoria contábil, o que inclui análises forenses, são frutos da tecnologia disponível. Ao longo dos anos, o avanço da computação mudou o escopo e os métodos de auditoria, tornando as atividades mais efetivas e eficientes. Para os autores, o uso de computação avançada tem o potencial de mudar totalmente o que vem sendo feito. Mais do que focar em dados financeiros, os auditores poderão ampliar os procedimentos para bancos de dados textuais diversos, redes sociais, dados de localização, etc. Funções variadas de *deep learning* permitirão aos auditores automatizar processos de análise de documentos diversos, tais como ligações telefônicas, e-mails, notícias, sendo que

todo esse material poderá complementar as tradicionais evidências de auditoria baseadas em documentos financeiros.

Tal transformação já começou no setor de auditoria forense. Inúmeras empresas multinacionais estão investindo alto na área de big data, principalmente as chamadas Big 4¹, com importantes avanços. À título de exemplo, a KPMG está trabalhando em parceria com a IBM em um projeto que visa agregar o software Watson nas auditorias realizadas pela empresa. A expectativa é que a ferramenta de inteligência artificial transforme a maneira como grandes volumes de dados não-estruturados são compreendidos e levam à tomada de decisões. Inclusive há planos no sentido de que os auditores da KPMG “ensinem” ao Watson como analisar dados, de forma que as equipes de auditoria possam ter acesso mais rápido a indicadores precisos que ajudem a identificar anomalias e estabelecer procedimentos (KPMG, 2016). Contudo, apesar de as principais empresas de auditoria começarem a usar big data, a verdadeira extensão de seu uso na prática seria ainda desconhecida (Gepp *et al.*, 2018).

Apesar de todos os pontos positivos decorrentes do emprego de tecnologia, vale destacar o contraponto colocado por Affes (2016). Para o autor, o auditor é convidado a adotar ferramentas tecnológicas, contudo precisa ficar atento a eventuais erros decorrentes de softwares computacionais mal implementados. Com isso, sempre que pertinente, deve-se implementar auditoria nos sistemas computacionais que geram as informações que subsidiam o processo de análise contábil a fim de assegurar a qualidade dos trabalhos.

Outro ponto é que, embora a tecnologia auxilie no combate a crimes e fraudes, é preciso reconhecer que ela também facilita a prática criminosa, citando como exemplo os escândalos envolvendo as empresas Dixon City Comptroller e Peregrine Financial Group Inc,

¹ Deloitte, PricewaterhouseCoopers, Ernst & Young e KPMG.

casos em que os fraudadores manipularam sistemas, documentos e informações durante mais de 20 anos (Louwers, 2015).

Fraudes corporativas modernas são sofisticadas e bem estruturadas por gestores, proprietários ou até mesmo políticos, o que exige uma resposta por parte de investigadores não tradicionais como contadores e advogados (Owojori e Asaolu, 2009). No entendimento de Porter e Crumbley (2012), o investigador forense, e não o tradicional investigador policial, possui os requisitos necessários para solucionar crimes financeiros complexos. Auditores forenses precisam de treinamentos específicos e apropriados a fim de enfrentar os desafios da profissão e atingir resultados positivos na atividade. Conforme afirma Owojori e Asaolu, a auditoria forense não se resume à análise de débitos e créditos, mas contempla a união entre contabilidade, auditoria e investigação. Assim, os investigadores forenses precisam analisar os contextos suspeitos sobre diferentes perspectivas, estudando e interpretando problemas e apresentando uma resposta fundamentada e clara, inclusive recomendando ações para minimizar riscos de futuras fraudes ou perdas.

Ademais, Rezaee e Wang (2018) exemplificam o uso de tecnologias de big data na contabilidade forense: mineração de palavras-chave em documentos para identificar possíveis fraudes; uso de dados históricos de transações comerciais para fazer modelos preditivos e identificar transações suspeitas; mineração de dados e *cross-checking* para revelar atividades que levam a conflitos de interesse ou identidades falsas; uso de dashboards interativos de BI que melhorem a visualização e interpretação de informações; e uso de SNA para detectar relacionamentos ocultos, vendedores falsos ou contas bancárias fictícias.

No que tange especificamente à SNA, Wasserman e Faust (1994) explicam que essa abordagem observa entidades e, principalmente, as estruturas de relacionamento entre as entidades, sendo essas relações o seu ponto de maior interesse. Bondy e Murty (2008) afirmam que muitas situações do mundo real podem ser descritas por grafos formados por

conjuntos de pontos, bem como linhas que ligam alguns desses pontos, mostrando que essa abordagem pode ser útil na resolução de diferentes problemas práticos do dia a dia, como, por exemplo, na investigação de fraudes (Michalak e Korczak, 2011; Fazekas e Tóth, 2016; Li *et al.*, 2017; Robinson e Scogings, 2018; Salas-Molina *et al.*, 2019).

Nesse sentido, Robinson e Scogings (2018) destacam que instituições de segurança pública e agências de inteligência financeira possuem acesso a uma série de informações espalhadas em diversos bancos de dados, incluindo registros criminais, dados contábeis, relatórios corporativos e relatórios de inteligência policial. Assim, a SNA poderia contribuir na identificação não apenas transações financeiras, mas também de redes de negócios, empresas, famílias, telefones, endereços e outras relações, o que potencializaria os resultados da atividade forense.

2.4. Análise Forense de Dados Financeiros

O caráter multidisciplinar da contabilidade forense se confirma nos diversos profissionais que atuam nesse ramo: contadores, advogados, auditores, economistas, policiais, estatísticos, cientistas de dados, entre outros. Esta seção apresenta um pouco da atividade do perito criminal federal que atua na área de contabilidade e economia, ramo que integra o portfólio da contabilidade forense no Brasil.

A casuística da perícia contábil criminal no Brasil, nos crimes de competência da Justiça Federal, envolve, em uma visão macro, dois grupos: exames de movimentação financeira, renda e patrimônio de pessoas e empresas, quando são analisados e confrontados dados bancários, dados contábeis, declarações fiscais e informações patrimoniais, relevando muitas vezes práticas típicas de crimes como lavagem de dinheiro; e exames em procedimentos administrativos de contratação pública, onde são analisadas irregularidades relacionadas ao emprego do dinheiro público, tais como preços superfaturados, conluio, inexecução de contratos e, especialmente, corrupção. Também se pode mencionar análises

que envolvem avaliação de empresas, manipulação de mercado acionário, investimentos de fundos de pensão, entre outros, quase sempre realizadas no âmbito de processos criminais.

Um dos momentos em que se aplica tecnologia é na análise de movimentação financeira, renda e patrimônio, pontualmente no manuseio dos extratos bancários. O ponto de partida é a decretação judicial do afastamento de sigilo de investigados e o consequente recebimento dos dados bancários. Para dar agilidade nesse processo, foi desenvolvido no Brasil, em meados de 2010, uma plataforma por meio da qual as instituições financeiras transmitem—via rede mundial de computadores—extratos bancários de investigados para os órgãos de persecução penal. Essa transmissão se baseia em normativos emitidos pelo Banco Central do Brasil (BCB), o qual estabeleceu leiaute único e padronizado a ser empregado por todas as instituições financeiras nas transmissões de informações bancárias aos órgãos de demandantes.

Apesar da existência de leiaute específico e da disponibilização de dados estruturados, o processamento de extratos bancários se mostra uma tarefa árdua. Dados incompletos, repetidos ou ausentes reduzem a qualidade dos dados e dificulta procedimentos de padronização, consulta e extração de relatórios consolidados. O processamento fica ainda mais penoso em grandes investigações que envolvem vários investigados, pois estas podem demandar análises de milhões de registros bancários, provenientes de dezenas de bancos diferentes, contendo milhares de CPF/CNPJ, nomes e contas que coincidem integralmente, parcialmente ou não coincidem.

Para superar essa barreira, busca-se utilizar técnicas de sanitização de dados. Além de análises mais eficazes, a limpeza de dados bancários possibilita o uso de programas mais ousados de análise financeira, entre eles softwares projetados para fornecer aos usuários uma poderosa visualização dos dados, além de permitir análises mais avançadas de relacionamentos e vínculos.

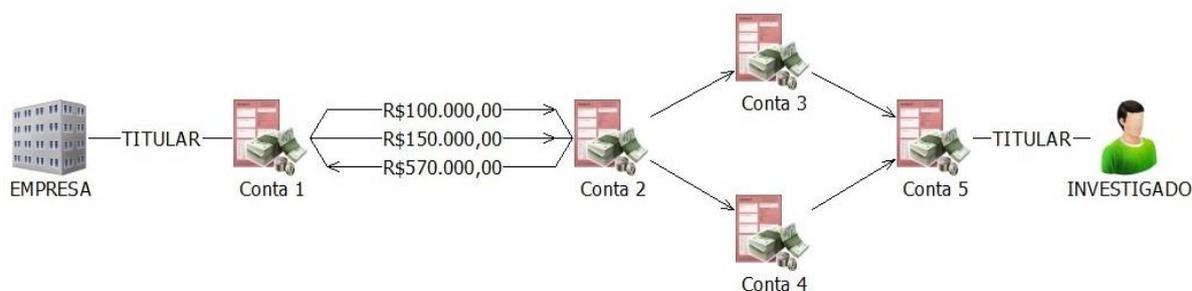
Com base em softwares para SNA, por exemplo, pode ser visualizada uma rede de entidades e vínculos financeiros, geralmente com vistas a responder quesitos sobre relacionamentos financeiros e rastreamento de recursos, aspectos relevantes ao esclarecimento de fatos em variadas investigações criminais.

Um tipo frequente de análise por meio de SNA envolve demonstrar o caminho de determinado recurso no sistema financeiro, procedimento conhecido como Follow the Money. Essa abordagem, cujo termo foi popularizado com o escândalo de WaterGate, visa revelar ligações diretas ou indiretas (por exemplo, triangulações) entre pessoas investigadas, relacionamentos ocultos que, por vezes, dificilmente seriam percebidos em análises tradicionais de tabelas.

A depender da configuração definida pelo usuário e dos dados carregados nos softwares, esse mapeamento pode ser ampliado, permitindo revelar vínculos entre investigados com base em um ou mais tipos de relacionamentos (financeiro, patrimonial, societário, familiar, etc.). A Figura 1, por exemplo, demonstra o fluxo de recursos de uma conta empresarial para a conta bancária de uma pessoa física investigada, tendo esse recurso transitado antes por outras contas bancárias.

Figura 1

Caminho de vínculos

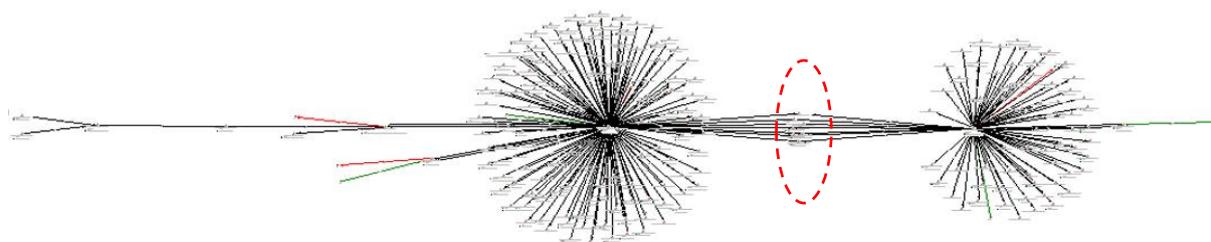


Nota: Elaborada pelo autor.

Já nas grandes investigações é recomendada a técnica chamada interseção de conjuntos, ou seja, o cruzamento de conjuntos de informação que contenham grande quantidade de transações com o fim de identificar elementos em comum ou de ligação. Essa abordagem é útil em análises de movimentação bancária e vínculos societários em organizações criminosas, permitindo-se visualizar pontos de ligação entre subgrupos. Nesse sentido, a Figura 2 demonstra dois agrupamentos de movimentações bancárias, havendo entre eles algumas contas que transacionam com ambos conjuntos.

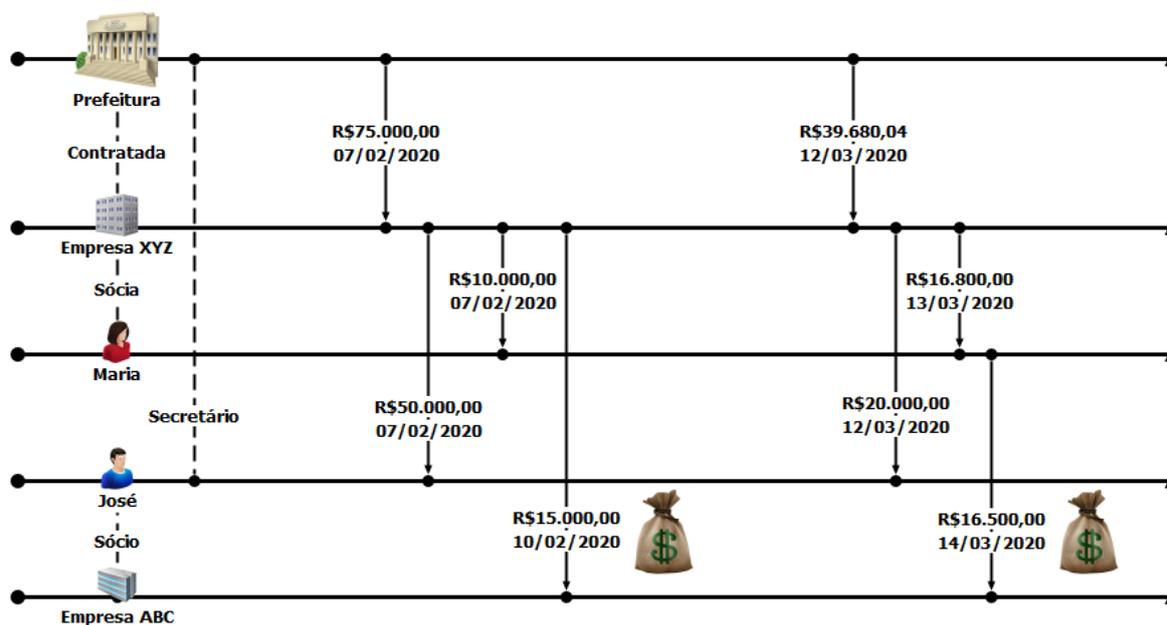
Figura 2

Interseção de conjuntos



Nota: Elaborada pelo autor.

Outra técnica importante de análise financeira com utilização de representação gráfica de vínculos e relacionamentos é o exame cronológico por meio de linhas de tempo, exemplo da Figura 3. Tal método permite visualizar a cronologia de transações e fatos, o que facilita o entendimento de fluxos financeiros, bem como, em conjunto com informações de contexto da investigação, pode revelar o *modus operandi* empregado em atividades ilícitas.

Figura 3*Linha de tempo de movimentação financeira*

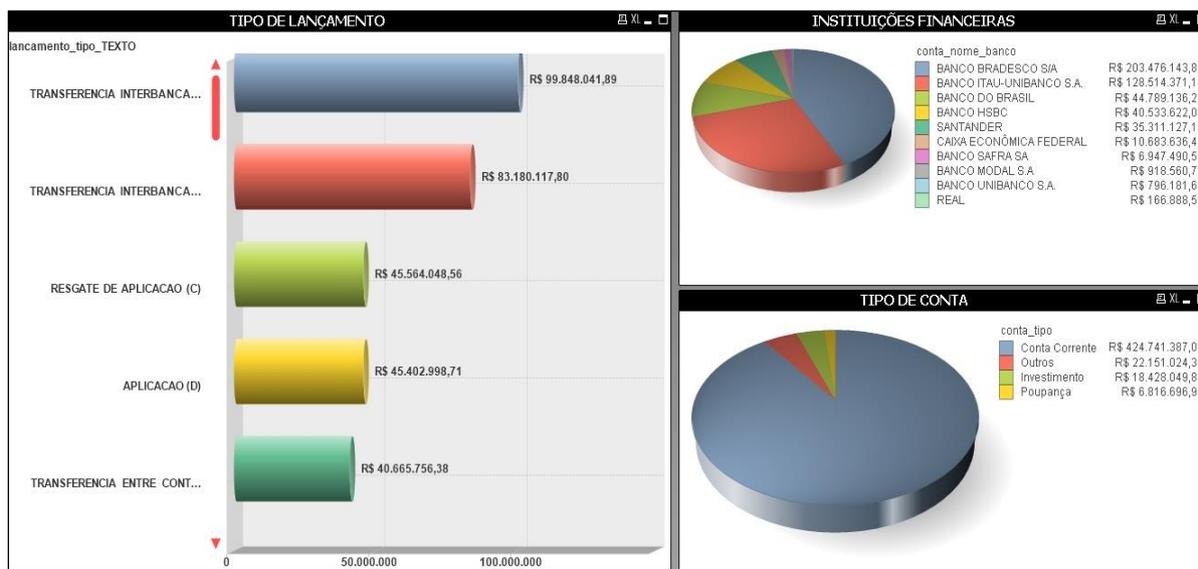
Nota: Elaborada pelo autor.

Além das análises já mencionadas, a abordagem com BI tem se mostrado promissora na contabilidade forense. Ferramentas de BI vêm se mostrando cada vez mais práticas e acessíveis. Ao permitir a navegação intuitiva e exploração de dados através de painéis de forma livre, sem caminhos predefinidos, esses softwares vêm ganhando espaço na atividade forense como um todo. Uma vez carregada a base de dados em uma ferramenta de BI, pode-se construir relatórios dos mais variados tipos e com alto grau de liberdade, conforme exemplo demonstrado na Figura 4, a qual contém dados bancários segregados por tipo de transação, instituição financeira e tipo de conta. O que mais chama atenção como diferencial dessa ferramenta é a interatividade com o usuário na realização de consultas. Cada clique no mouse em algum item de relatório ou gráfico significa o estabelecimento ou desativação de um filtro, apresentando-se um novo resultado ao usuário. Dessa forma, é possível navegar

entre débitos e créditos, filtrar investigados, selecionar bancos ou tipos de lançamento com extrema facilidade e agilidade.

Figura 4

Painel de BI com resumo de transações bancárias

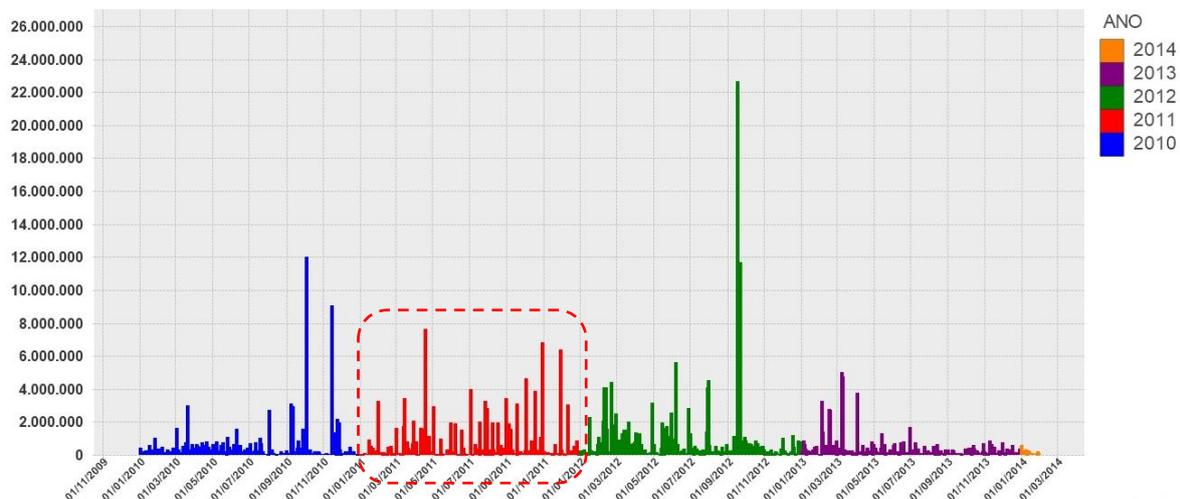


Nota: Elaborada pelo autor.

Ferramentas de BI também são bastante úteis na análise cronológica de dados financeiros. A ativação de filtros permite observar um mesmo gráfico de barras com base em diferentes períodos (filtro no campo “ANO”, por exemplo), de forma a facilitar a visualização de transações que fujam a determinado padrão. Assim como na análise de vínculos e relacionamentos, o uso de BI também favorece, em conjunto com informações de contexto da investigação, a revelação do *modus operandi* empregado em diferentes crimes financeiros (Figuras 5 e 6).

Figura 5

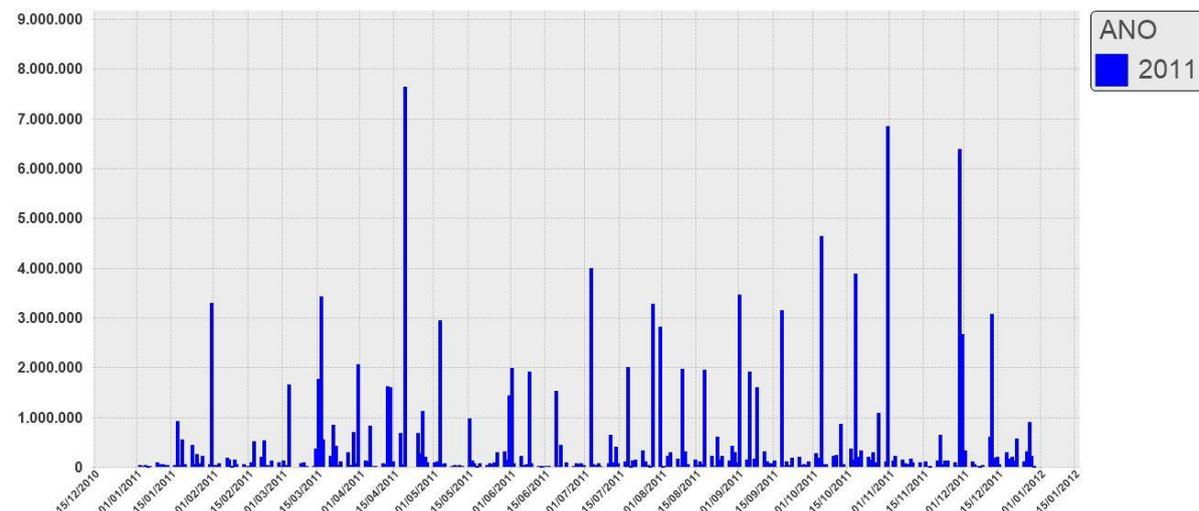
Gráfico de barras em ferramenta de BI



Nota: Elaborada pelo autor.

Figura 6

Detalhe de 2011 do gráfico de barras em ferramenta de BI



Nota: Elaborada pelo autor.

2.5. Desafios e Oportunidades

O conjunto de técnicas voltadas a aspectos visuais revela-se um caminho promissor para a contabilidade forense, especialmente nos crimes financeiros. O aumento no uso da

representação gráfica com redes de vínculos e ferramentas de BI sugere que aspectos visuais são valorizados não apenas na apresentação de resultados, mas também na execução das análises forenses.

Contudo, ainda há um longo caminho a ser percorrido. Há baixa participação da academia no que diz respeito ao tema contabilidade forense, sendo que sequer há uma definição clara sobre esse termo, restando uma certa confusão sobre quais atividades estariam contempladas nessa área de atuação (Hegazy, *et al.*, 2017; Botes e Saadeh, 2018).

Embora o campo tecnológico pareça assustador, as técnicas de big data representam uma oportunidade valiosa para expansão da contabilidade forense no Brasil. O desafio inicial a ser enfrentado em busca dessa evolução é a desmistificação do assunto. Em geral, a sociedade ainda associa termos como inteligência artificial com obras de ficção científica, onde essas tecnologias fariam parte apenas de um futuro distante. No entanto, é preciso perceber que essas tecnologias já são realidade e se fazem presentes no nosso cotidiano, seja no transporte que solicitamos por meio de aplicativo de celular, na reserva de hospedagem pela internet ou nas redes sociais.

Ademais, desmistificar significa revelar o mistério que tem por trás dessas tecnologias, mostrando suas lógicas e estruturas, seus modelos matemáticos e computacionais, suas possibilidades e potenciais. É necessário, ainda, criar uma cultura de big data que inclua inclusive conhecimentos em linguagens de programação, tais como HTML, JavaScript, Java, Python e R, a fim de permitir que o próprio usuário busque soluções inovadoras para seus problemas.

Interessante que Gepp *et al.* (2018) salientam que, embora as análises em big data aumentem a eficiência e independência do profissional, há um custo inicial de aprendizagem de seus conceitos, modelos e técnicas, sendo que há um gap entre a pesquisa em contabilidade e a prática na área de big data. Os autores enfatizam que as técnicas de big data

podem agregar valor às diversas práticas contábeis, particularmente quando procedimentos analíticos de big data são combinados com técnicas e procedimentos de auditoria.

A ideia de usar conceitos de big data, inteligência artificial, aprendizagem de máquina ou mineração de dados para potencializar a contabilidade forense apresenta vantagens que dizem respeito não só a velocidade e extensão nas análises, como também ao fortalecimento do julgamento realizado pelos profissionais. Tal entendimento se faz apropriado quando se percebe, por exemplo, que a atividade do perito criminal é, de certa forma, influenciada por vieses cognitivos, uma vez que se observa manifestação da racionalidade substantiva no trabalho desempenhado por esse profissional (Lima e Gonçalves, 2020).

Vale ressaltar que as técnicas de big data e suas aplicações também estão ao alcance de organizações criminosas. Os criminosos estão sempre inovando em suas práticas, sendo a criatividade o único limite para os operadores financeiros de crimes como lavagem de dinheiro e corrupção, práticas que geralmente ocorrem em redes criminosas ocultas, porém cada vez mais interligadas.

Com isso, tem-se como desafio incorporar ferramentas de big data no combate a esses crimes, as quais auxiliariam na análise, simultaneamente e de forma concatenada, de dados estruturados e não estruturados. Essa mudança poderia contribuir com o fortalecimento da atividade forense, oferecendo análises mais profundas, resultados mais rápidos e postura mais inovadora e proativa. Além disso, técnicas pautadas em novas tecnologias poderiam, inclusive, permitir que informações fossem disponibilizadas em tempo real, em vez de processadas sob demanda no decorrer de investigações.

Enfim, a contabilidade forense precisa ser capaz de capturar e monitorar dados, processá-los em algoritmos de aprendizagem de máquina e identificar padrões de comportamento que estejam fora de critérios pré-estabelecidos. Com essa postura, seria viável a obtenção de evidências apropriadas e suficientes sobre um objeto questionado,

auxiliando na construção de um conjunto probatório em tempo hábil, material fundamental para respaldar o devido processo legal. Não se trata de ter mais trabalho, mas de trabalhar melhor a partir de um círculo virtuoso em que se conectam plataformas, soluções, recursos e, obviamente, pessoas.

2.6. Considerações Finais

O objetivo deste capítulo foi apresentar uma análise sobre tecnologias de big data e possíveis aplicações dessas ferramentas em investigações criminais no campo contábil-financeiro, percebendo o uso das técnicas no combate a crimes como lavagem de dinheiro e corrupção.

Tratando-se de evolução tecnológica, percebe-se que o tema desafia muitas das antigas suposições, crenças e convenções. O que antes só era possível nas telas de cinema, hoje é uma realidade. Robôs que realizam cirurgias, computadores que conversam com pessoas, impressoras que criam formas 3D, carros autônomos que se comunicam entre si e definem o melhor momento para atravessar estradas urbanas são exemplos da quarta revolução industrial que já começou.

O processamento integrado de dados estruturados e não estruturados utilizando técnicas de inteligência artificial, aprendizagem de máquina, mineração de dados, BI e SNA tem potencial para alavancar investigações, aumentar índices de sucesso na identificação de materialidade e autoria de crimes e, conseqüentemente, ajudar na aplicação da justiça com efeitos positivos para a sociedade.

Para pavimentar o caminho, é imprescindível iniciar um processo de desmistificação tecnológica, iniciando um ciclo de especialização em big data nas entidades de prevenção e repressão ao crime. É preciso treinar e dar experiência a técnicos, investigadores, analistas, auditores e peritos forenses em softwares específicos para processar e analisar grandes massas de dados, bem como em programação. É preciso explorar o campo da contabilidade

forense com perspectivas mais amplas, sendo que os investigadores forenses precisam manter vínculos permanentes entre teoria e prática, identificando necessidades e tendências para essa atividade no que se refere a avanços tecnológicos.

Compreender e participar desse processo de evolução tecnológica é obrigatório não só hoje, mas também para as futuras gerações de profissionais forenses. Como apontado por Rikhardsson e Yigitbasioglu (2018), algumas organizações, como a Association for Advance Collegiate Schools of Business e a PricewaterhouseCoopers, insistem na necessidade de introduzir disciplinas obrigatórias de BI&A nos primeiros anos dos cursos de graduação. Isso reforçar o entendimento de que o profissional não pode mais se limitar às ciências contábeis, econômicas ou jurídicas, tampouco viver no seu “quadrado”, pelo contrário, deve buscar novas habilidades no campo da ciência da dados e áreas afins, combinando modelos de big data com a capacidade crítica de julgamentos na esfera social e jurídica.

Por fim, este estudo tem por intuito estimular novas pesquisas na área, incentivando o encontro entre teoria e prática no que diz respeito à contabilidade forense. Futuras pesquisas podem explorar mais detalhadamente as técnicas de big data, trazendo seus fundamentos, principais elementos, pontos fortes e fracos, exemplos de aplicação em determinados contextos. Pesquisas futuras podem investigar qual o melhor modelo de big data para o combate aos crimes financeiros, considerando o objeto investigado, bem como a experiência e a atribuição de cada profissional, inclusive visando ao desenvolvimento de modelos probabilísticos para detecção de fraudes. Enfim, esta pesquisa tem por esperança ajudar a suprir a carência de contribuição prática e ativa da comunidade acadêmica na solução de problemas da sociedade.

3. Análise de Redes Sociais no Rastreamento de Recursos Financeiros e na Identificação de Padrões Suspeitos de Lavagem de Dinheiro

Apesar de os bancos constantemente implementarem uma grande variedade de sistemas de conformidade e compliance, as organizações criminosas continuam a usá-los para movimentações financeiras com fins ilícitos (Teichmann, 2020; Martínez-Sánchez *et al.*, 2020). Para fazer frente a essas ações, investigadores forenses empregam uma multiplicidade de conhecimentos e fontes de informação, o que inclui análises financeiras sobre o fluxo ilícito de dinheiro com o objetivo de dismantelar redes criminosas e seus modelos de negócios (Interpol, 2017).

Um dos principais documentos analisados pelo investigador forense é o extrato bancário. Os analistas forenses processam um número crescente de lançamentos bancários (pode chegar a dezenas de milhões em apenas uma investigação). Esse tipo de análise visa compreender o *modus operandi* de uma organização criminosa, especialmente o fluxo de recursos financeiros, identificando relacionamentos financeiros e apontando o caminho do dinheiro, procedimento conhecido como Follow the Money. Investigações forenses frequentemente descobrem atividades que revelam a prática de crimes de lavagem de dinheiro, ou seja, ações perpetradas por criminosos para ocultar ou dissimular a origem ou movimentação de fundos ilícitos.

Uma das técnicas disponíveis ao investigador forense é a SNA. Essa abordagem tornou-se popular em várias áreas do conhecimento, possui aspectos interdisciplinares (Tabassum *et al.*, 2018) e possibilita discussões com diferentes perspectivas teóricas e práticas por meio da visualização de redes de relacionamento em forma de grafos (Millena, 2013).

Nesse sentido, destaca-se que há uma forte tendência para práticas de comunicação visual na esfera jurídica (Brunschwig, 2014) e a pesquisa sobre a relação entre dados visuais

e aplicação da lei se apresenta oportuna (Brayne *et al.*, 2018). Evidências visuais (incluindo grafos) são cada vez mais utilizadas em julgamentos criminais (Feigenson, 2010), embora existam algumas limitações, como a harmonização entre imagens e textos jurisprudenciais, bem como vieses na construção visual da realidade (Feigenson, 2014). As tecnologias para visualização de dados e evidências são centrais e integrais à ciência forense moderna. A ciência forense não será adequada para a justiça a menos que as evidências científicas possam ser expressas e apresentadas em formas facilmente compreensíveis para jurados e juízes não especialistas (Roberts, 2017).

Diante desse contexto, este capítulo teve como objetivo compreender como analisar a movimentação de contas bancárias suspeitas de envolvimento com o crime de lavagem de dinheiro por meio da abordagem SNA e seus aspectos visuais. Metodologicamente, a pesquisa pode ser classificada como exploratória, pois teve como desígnio investigar empiricamente um problema a fim de revelar as minúcias do fenômeno estudado. Bancos de dados foram construídos com extratos bancários reais, limitando-se ao estudo de métodos e técnicas que possam ser adotadas por contadores forenses. Após o tratamento dos dados, grafos variados foram construídos e analisados. Os resultados indicaram que a SNA pode ser uma ferramenta poderosa no combate ao crime de lavagem de dinheiro.

3.1. Referencial Teórico

Antes de 1986, a lavagem de dinheiro não era considerada crime (Teichmann, 2020). O primeiro movimento para fornecer um marco histórico internacional para a lavagem de dinheiro foi a Convenção das Nações Unidas de Viena de 1988. No ano seguinte, sob o patrocínio da Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico, os sete países mais ricos do mundo criaram a Força-Tarefa de Ação Financeira (FATF). O objetivo era examinar, desenvolver e promover políticas para a guerra contra a lavagem de dinheiro. Por sua vez, a Assembleia Geral da Organização dos Estados Americanos de 1992, nas Bahamas,

aprovou regulamentos que serviram de modelo para leis que criminalizaram a lavagem de dinheiro relacionada ao tráfico de drogas. Importa acrescentar que a Convenção de Financiamento do Terrorismo de 1999, a Convenção de Palermo de 2000 (crime organizado transnacional) e a Convenção de Mérida de 2003 (corrupção) também foram esforços internacionais para combater a lavagem de dinheiro (Sanctis, 2013).

No Brasil, a lavagem de dinheiro não foi tipificada no Código Penal como é, por exemplo, nos Estados Unidos (Sanctis, 2013). De acordo com a legislação brasileira, uma pessoa comete o crime de lavagem de dinheiro quando oculta ou dissimula a natureza, origem, localização, disposição, movimentação ou propriedade de bens, direitos ou valores provenientes, direta ou indiretamente, de infração penal. Da mesma forma, há crime quando uma pessoa, a fim de ocultar bens, direitos ou valores provenientes de uma atividade ilícita, converte esses produtos ilícitos em bens lícitos ou os utiliza em atividade econômica legal.

Embora a divisão do processo de lavagem de dinheiro em três estágios possa ser inadequada para alguns (Cassela, 2018), esse modelo continua sendo usado para explicar esse crime (Federal Financial Institutions Examination Council's, 2014; Frederick *et al.*, 2018; Martínez-Sánchez *et al.*, 2020). Basicamente, existem três etapas: colocação, ocultação e integração. A colocação é o passo em que o lavador introduz o dinheiro “sujo” no sistema legal, tentando não chamar atenção das instituições financeiras ou órgãos de controle. A ocultação envolve a movimentação de fundos pelo sistema financeiro, muitas vezes em uma série complexa de transações para criar confusão no caminho do dinheiro. O dinheiro criminoso também pode ser convertido com a compra de bens tangíveis, como carros ou casas. Assim, unindo as duas ações, o lavador pode usar dinheiro de uma conta bancária mantida em um paraíso fiscal, por exemplo, para comprar carros de luxo e casas em vários locais diferentes. Vale notar que a transação parece ser legal para terceiros ao perceberem que o dinheiro veio de uma conta bancária. Finalmente, o lavador pode pegar o novo ativo que

adquiriu (o carro ou a casa) e vendê-lo no mercado aberto, criando uma aparente situação de legalidade, estágio chamado de integração. Com isso, o processo de lavagem estaria concluído, e o dinheiro "limpo".

Em geral, criminosos são influenciados pelo contexto em que vivem (família, emprego, bairro), sendo produtos de uma dinâmica de condicionamento (Wells, 2014). A maioria dos criminosos de colarinho branco parece promover um ajuste moral no que se refere ao que é comportamento normal, permitido e justo no mundo financeiro. Ajustes morais decorrentes de contexto parecem libertar executivos ou proprietários de empresas a agirem de forma que normalmente não agiriam (Van Onna, 2020). A Teoria da Conveniência sugere que o criminoso busca a maneira mais fácil de atingir seu objetivo financeiro, existindo uma série de teorias (ou perspectivas) que discutem as dimensões econômicas, organizacionais e comportamentais do crime de colarinho branco (Gottschalk, 2018). Particularmente na lavagem de dinheiro, também é possível entendê-la usando a Teoria da Escolha Racional. Essa teoria, explica Gilmour (2016), sugere que esse tipo de criminoso segue uma análise de custo-benefício em suas ações, mostrando preferência por crimes fáceis (de baixo esforço), recompensadores (mais rentáveis) e seguros (menor risco de serem presos).

Para fazer frente aos criminosos de colarinho branco, governos buscam promover sinergia entre órgãos de segurança pública, unidades de inteligência financeira e agências de controle (Lukito, 2016). Nesse sentido, criou-se no Brasil o Conselho de Controle de Atividades Financeiras (COAF), unidade governamental responsável por centralizar dados de transações financeiras suspeitas a fim de produzir inteligência financeira. Sempre que demandado ou por iniciativa própria, o COAF compartilha informações com os órgãos de competentes por meio dos Relatórios de Inteligência Financeira, peças que sintetizam as diversas informações recebidas dos setores controlados.

Outro órgão que atua no combate aos crimes financeiros é o Banco Central do Brasil (BCB), instituição responsável por regular e fiscalizar as instituições financeiras com intuito de garantir o cumprimento de regras e regulamentos. Nesse sentido, para manter a integridade no sistema bancário brasileiro, o BCB edita normas que listam operações e situações que podem indicar atividades suspeitas de lavagem de dinheiro, além de procedimentos e controles internos a serem adotados pelos bancos. De acordo com Martínez-Sánchez *et al.* (2020), apesar de todos os esforços no controle de riscos, as instituições financeiras são as mais expostas às atividades de lavagem de dinheiro, sendo as normas do BCB iniciativas que buscam evitar a utilização do sistema financeiro com propósitos de lavagem de dinheiro.

Alguns exemplos de operações suspeitas são: movimentação de contas ou transações bancárias por procuradores e advogados; transações bancárias que, por sua frequência, valor e forma, tentam ocultar a identificação de origem, destino e beneficiários finais; divisão/fragmentação de depósitos para ocultar o valor total de operação; depósitos e saques em dinheiro atípicos em relação à atividade econômica do cliente; e aumentos substanciais no volume de depósitos, sem causa aparente, nos casos em que tais depósitos são posteriormente transferidos dentro de um curto período de tempo para um destino não relacionado ao cliente.

Outras atividades suspeitas de lavagem de dinheiro usando bancos incluem (FATF, 2005): uso de contas de passagem (*pooling accounts*) para processar grandes volumes de dinheiro e depósitos com alta frequência; uso de intermediários (*strawmen*) para realizar diferentes transações no sistema bancário; e estruturação de depósitos para evitar mecanismos de controle ou simplesmente não chamar a atenção. Além disso, um desafio complexo para as instituições financeiras é o *smurfing*, procedimento em que os criminosos dividem os fundos ilícitos em quantias menores que não ficam sujeitas aos controles bancários mais rígidos, reduzindo drasticamente os níveis de suspeição (Eifrem, 2019).

Para chamar ainda menos atenção das autoridades, criminosos na lavagem de dinheiro quase nunca agem com seus próprios nomes. Eles usam laranjas que se passam por proprietários de bens e direitos, escolhendo cuidadosamente indivíduos que não atraem suspeitas. Por exemplo, historiadores ou curadores de museus podem ser recrutados para um plano de lavagem de dinheiro por meio da compra e venda de antiguidades, ou um advogado pode fingir ser o beneficiário de uma empresa de consultoria (Teichmann, 2020).

Na busca por superar essa questão, investigações em casos de lavagem de dinheiro procuram, entre outros pontos, determinar a intensidade das ligações pessoais ou econômicas entre pessoas e/ou empresas, sendo que dados relacionais são mais informativos se comparados a dados isolados (Colladon e Remondi, 2017). Ademais, apesar de o vínculo informal ser mais difícil de detectar e provar, sua presença pode ser revelada em comportamentos e decisões tomadas por investigados (Drezewski *et al.*, 2015).

Nesse sentido, Taylor (2011) destaca a mineração de dados como técnica investigativa com alto poder informativo. Para o autor, estratégias de mineração de dados envolvem o uso de softwares baseados em algoritmos matemáticos e estatísticos que buscam descobrir padrões ocultos em grandes massas de dados. O autor menciona quatro técnicas: redes neurais, aprendizagem de máquina, árvores de decisão e SNA. Para Robinson e Scogings (2018), a representação de grafos na abordagem SNA é o modelo que melhor captura características de relacionamentos que apontam para atividades criminosas.

Ao defender o uso de tecnologias na contabilidade forense, Rezaee e Wang (2018) recomendam o uso de SNA para detectar relações ocultas ou contas bancárias fictícias. Michalak e Korczak (2011) afirmam que as transações bancárias têm suas próprias características e propriedades que podem ser úteis na construção de grafos. Salas-Molina *et al.* (2019) entendem que a análise de um elevado número de contas e estruturas complexas de

relacionamentos não pode ser desenvolvida apenas com métodos tradicionais intuitivos, enfatizando a vantagem visual da análise por SNA.

É importante esclarecer que a SNA vem se desenvolvendo há décadas como parte avançada da pesquisa social, e seus pioneiros vieram da sociologia, psicologia social e antropologia (Wasserman e Faust, 1994). Considerando uma perspectiva histórica, Biggs *et al.* (1998, p. 1) afirmam que a origem da Teoria dos Grafos “*are humble, even frivolous*”. Os autores se referem ao ano de 1736, quando Leonard Euler publicou artigo oferecendo solução para o problema conhecido como *Bridges of Königsberg*, uma situação que divertiu cidadãos de uma pequena cidade na antiga Prússia no início do século XVIII. Bondy e Murty (2008) esclarecem que o primeiro livro sobre Teoria dos Grafos foi publicado em 1936, de autoria de Dénes König. Em 1950, Bavelas propôs uma reflexão sobre a centralidade nas redes sociais, e, anos depois, Freeman (1979) buscou aprofundar a discussão esclarecendo termos e conceitos da Teoria dos Grafos.

Neste momento já resta claro que o conceito de rede é intercambiável com o do grafo (Gregori e Merlone, 2020). Muitas situações do mundo real podem ser descritas através de diagramas (grafos) formados por conjuntos de pontos² e linhas³ que conectam alguns desses pontos. Essas relações, pelo menos entre dois atores, refletem diferentes aspectos, tais como: grau de parentesco, associação ou filiação, transações materiais, envio e recebimento de recursos, telefonemas ou movimentação entre cidades. Diante de um conjunto de pontos, a SNA pode ser utilizada para estudar a estrutura relacional de um determinado grupo, até mesmo para identificar o funcionamento de uma organização e a influência dessa estrutura sobre os participantes do grupo (Wasserman e Faust, 1994).

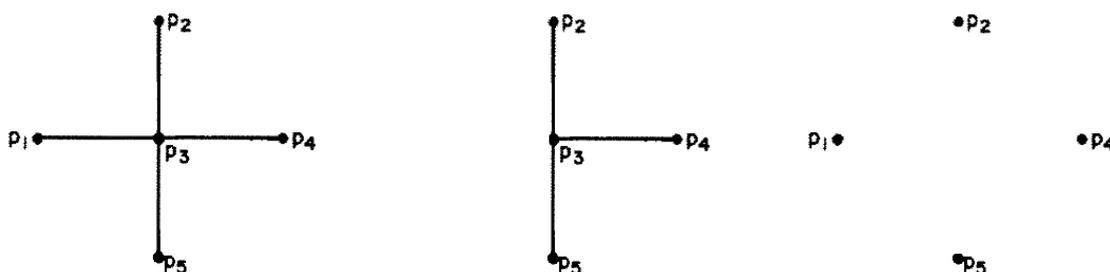
² Também chamados de atores, entidades, vértices ou nós.

³ Também chamadas de relacionamentos, laços, bordas, links ou arestas.

No que concerne ao estudo das estruturas de redes, destacam-se três propriedades: grau, intermediação e proximidade (Freeman, 1979). Grau é o número de outros pontos que estão diretamente conectados a um determinado ponto. Intermediação se refere à posição de determinado ponto quando este aparece na Geodésica (caminho mais curto entre um par de pontos). Proximidade está relacionada à distância de determinado ponto a outros pontos. Freeman explica esses conceitos ao sugerir que o ponto ao centro de uma estrela ou roda tem o grau máximo possível, está localizado sobre a geodésica que liga o maior número possível de outros pontos e, uma vez que está posicionado à distância mínima de todos os outros pontos, é extremamente próximo a eles. A centralidade está relacionada à importância de cada ponto, quanto mais central mais importante a sua função na rede, o que fica evidente ao se retirar algum ponto de um grafo, verificando o impacto decorrente dessa ação, conforme se observa na Figura 7.

Figura 7

Estrela ou roda com cinco pontos



Nota: O ponto P₃ possui maior centralidade do que o ponto P₁. Adaptado de “Centrality in Social Networks: conceptual clarification”, de Linton C. Freeman, 1950, *Social Networks*, 1, p. 219.

Dois atributos dos relacionamentos entre entidades são essenciais para entender a dinâmica dos grafos: se a relação é direcional e se existe um elemento de valor. Em um

relacionamento direcional, o vínculo entre um par de entidades tem origem e destino. Já em uma relação não direcional, esse vínculo não tem direção. As relações sem valor (ou dicotômicas) são codificadas como presentes ou ausentes para cada par de entidades. Alternativamente, as relações valoradas podem assumir uma gama de valores, indicando força, intensidade ou frequência (Wasserman e Faust, 1994).

A representação visual dos dados proporcionada por um grafo permite que os investigadores forenses descubram padrões que podem passar despercebidos aos olhos de muitos analistas (Tabassum *et al.*, 2018). Além disso, Wasserman e Faust (1994) enfatizam que a presença de informações relacionais é fundamental para a correta compreensão de uma rede social, o que inclui redes de transações bancárias.

3.2. Metodologia de Pesquisa

Esta pesquisa pode ser classificada como exploratória. Gil (2012) entende que o objetivo da pesquisa exploratória é desenvolver, esclarecer e modificar conceitos e ideias, com intuito de formular problemas mais precisos ou hipóteses para estudos posteriores. Esta seção apresenta o processo realizado para coleta, tratamento e análise dos dados, revelando-se, por meio da SNA, uma pesquisa com caráter qualitativo e quantitativo, ou seja, um método de pesquisa misto, cujo resultado sugere ser maior do que seria com a soma dos dois métodos aplicados isoladamente (Creswell, 2009; Miller e Blumstein, 2020).

3.2.1. Coleta de Dados

Duas bases de dados foram criadas utilizando extratos bancários reais de investigações de competência pela Justiça Federal. A primeira era composta por aproximadamente 300.000 lançamentos bancários, contemplando sete anos de movimentações financeiras e mais de 50 suspeitos de lavagem de dinheiro. O segundo conjunto de dados tinha aproximadamente 20.000 registros, nove anos de movimentações bancárias e não mais do que cinco suspeitos.

Preocupações a serem consideradas quanto aos dados utilizados na SNA são acurácia, validade, confiabilidade e erro de medição (Wasserman e Faust, 1994; Robins, 2015).

Acurácia (no âmbito da pesquisa social) é comumente relacionada ao viés que existe no relato de pessoas sobre interações já ocorridas com outras pessoas, podendo conter respostas corretas ou incorretas. A validade estaria relacionada à escala da medida e até que ponto essa escala mede o que pretende medir. A medida de uma variável é confiável se medições repetidas dão as mesmas estimativas para a variável. O erro de medição ocorre quando há uma discrepância entre o "verdadeiro" e o "observado" (medido). É natural supor que a observação ou medida de um conceito resulte da soma da pontuação "verdadeira" mais um erro na estimativa. Esse erro, ou seja, a diferença entre o valor verdadeiro e observado, é referido como erro de medição.

No que tange aos extratos bancários, acredita-se que os dados coletados são, com as devidas limitações, adequados ao objetivo proposto no estudo. Os extratos bancários refletem transações financeiras entre duas partes (acurácia) e o valor de cada transação representa o valor econômico transacionado (validade). As informações bancárias também foram consideradas confiáveis porque as transações realizadas não mudam ao longo do tempo, o que permite reestimativas. Ainda, quando ocorrem discrepâncias entre o valor informado nos extratos e o valor esperado pelas partes envolvidas em uma transação financeira, os bancos realizam novas operações, geralmente chamadas de estornos, o que resulta em erro mínimo de medição.

3.2.2. Tratamento de Dados

No campo social, a busca pela modelagem de problemas do mundo real é frequente, mas o pré-processamento e a preparação dos dados é negligenciada nas pesquisas (Amani e Fadlalla, 2017). O processo de transformação de dados brutos em um conjunto de dados apropriado para pesquisas nem sempre é uma tarefa simples (Kacanski e Lusher, 2017).

Contadores forenses precisam entender os limites das técnicas computacionais, e alguns desses limites estão diretamente relacionados aos dados (Taylor, 2011).

Dados coletados, antes de submetidos à análise, devem ser tratados em três etapas: limpeza (remoção de caracteres desnecessários, como cifrão em valores monetários), padronização (data em formato único, medidas na mesma escala) e concatenação (nome e sobrenome unidos em um único campo). Tais ações são necessárias para evitar um dos problemas mais comuns para os grafos, chamado de inconsistência. Bancos de dados com inconsistência, como transações com os nomes "John Smith Ltd", "J. Smith Ltd", "John Smith Limited", "Smith Limited" ou apenas "Smiths", causam distorções nas análises (Taylor, 2011).

Portanto, os conjuntos de dados desta pesquisa foram tratados por um processo de limpeza, padronização e concatenação. Procedimentos foram executados com o uso de algoritmos computacionais desenvolvidos especificamente para higienização de bancos de dados bancários. Além disso, foram executados procedimentos de depuração de dados para aprimorar as informações relacionadas à origem e destino de recursos.

Sucintamente, algumas ações compreenderam (exemplos fictícios):

1. Nomes diferentes que tinham o mesmo número de CPF/CNPJ. Por exemplo, para titulares de contas bancárias, o CPF/CNPJ 12345678900 apareceu como vinculado aos nomes José da Silva Limeira, José Silva Limeira, Jozé Silva Limeira e José S Limeira. Todos esses nomes foram padronizados para José da Silva Limeira, restando todos os titulares iguais,
2. CPF/CNPJ inválido. Por exemplo, o CPF/CNPJ 1234567890 é inválido porque tem apenas 10 posições numéricas, ao passo que deveria ter 11 ou 14. Assim, esse valor foi padronizado para 12345678900 (válido com 11 números). Esse processo foi utilizado apenas quando existia no banco de dados o valor correto,

3. Identificador de contas bancárias. Por exemplo, as contas 123456, 23456, 0123456, 1234567, todas com código bancário 555, código da agência 8888 e José da Silva Limeira como titular da conta, foram padronizadas para 23456, resultando no identificador de conta 555-8888-23456 para todas as contas mencionadas,
4. Completude de dados de identificação. Por exemplo, todos os lançamentos com identificador de conta 555-8888-23456 foram padronizados para CPF/CNPJ 12345678900 e titular José da Silva Limeira. Isso permitiu a identificação de pessoas quando não havia o nome do titular de contas,
5. Identificação de remetentes e beneficiários. Lançamentos sem qualquer dado sobre o nome dos remetentes e beneficiários foram nomeados pelo identificador de conta (quando disponível). Por exemplo, a conta com identificador 777-2222-98765 não tinha nome ou CPF/CNPJ do titular. Considerei como nome do titular o código 777-2222-98765. Este procedimento é importante porque as informações de origem ou destino estão disponíveis no conjunto de dados, muito embora não seja exatamente o nome de uma pessoa,
6. Identificação de "lançamentos espelhados". Pares de lançamentos em que data e valor das transações correspondem, a natureza dos lançamentos é oposta (um é crédito e outro é débito) e o identificador de conta de um lançamento corresponde ao identificador de conta da contrapartida do outro lançamento. Por exemplo, a conta de uma pessoa com o identificador de conta 555-8888-23456 teve um crédito (recebeu dinheiro) do identificador de conta 777-2222-98765. Por sua vez, a conta com o identificador de conta 777-2222-98765 teve um débito (enviou dinheiro) para a conta com identificador 555-8888-23456. Esses seriam considerados "lançamentos espelhados". Esse tipo de análise identifica possíveis

pares (registros bancários com dados incompletos) e, ao “espelhar” os dados, aumenta o nível de identificação relacionado a remetentes e beneficiários de movimentações bancárias,

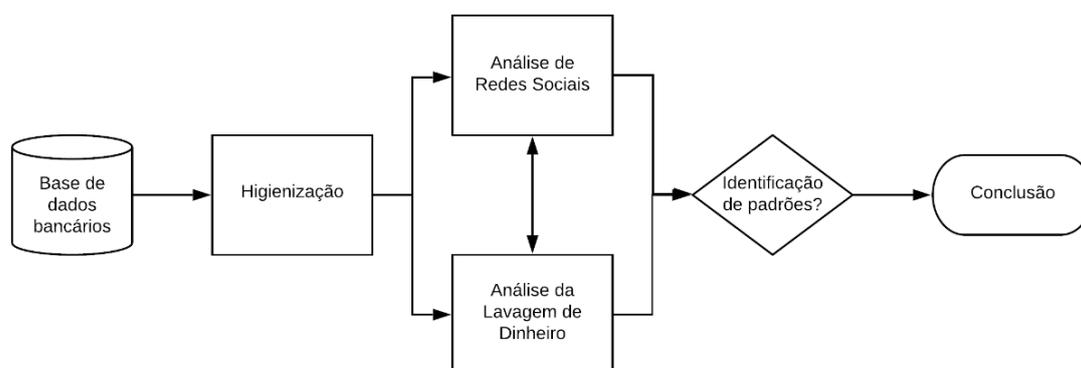
7. Exclusão de lançamentos redundantes. Por vezes (e por diferentes razões) dados bancários aparecem repetidos nas bases de dados, gerando lançamentos duplicados ou redundantes. Busquei eliminar lançamentos redundantes dos conjuntos de dados, selecionando aquele que tinha a melhor identificação relacionada à origem e destino das movimentações bancárias.

3.2.3. Análise de Dados

Os dados foram analisados por meio da abordagem SNA. A ferramenta computacional escolhida foi o software IBM i2 Analyst's Notebook, versão 9.2.2, download disponível gratuitamente no site da empresa (licença por 30 dias, baixada em 5 de setembro de 2020). O objetivo foi identificar transações e situações que usualmente são listadas como indícios de lavagem de dinheiro. Houve também um esforço para reconhecer as fases do processo de lavagem de dinheiro. A análise dos dados acompanhou o fluxo demonstrado na Figura 8.

Figura 8

Fluxo da análise de dados



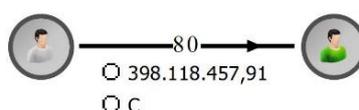
Nota: Elaborada pelo autor.

Uma certa quantidade de especificação conceitual é exigida antes de se desenvolver um modelo SNA (Freeman, 1979). Para a construção dos grafos, as entidades foram estabelecidas pelo nome do titular das contas bancárias. Foram excluídas transações para as quais não existiam dados de origem ou destino. Em alguns casos específicos, as transações sem identificação da origem ou destino foram agrupadas em uma única entidade, chamada Origem não identificada ou Destino não identificado, de forma a permitir análises complementares. Importa registrar que as entidades nos grafos estão caracterizadas tão somente por meio de desenhos ilustrativos.

Os vínculos foram estabelecidos com base em transações bancárias ocorridas entre pessoas físicas e/ou jurídicas. Assim, os relacionamentos representam relações financeiras do mundo real. Cada lançamento bancário representou um vínculo com atributo de valor (montante transacionado) e natureza (C para crédito e D para débito). Nos grafos, os vínculos aparecem agrupados, tanto em soma de valores quanto em contagem de lançamentos, mas segregados por natureza do lançamento. Por exemplo, o vínculo com atributos "80", "398.118.457,91" e "C" representa o grupo de 80 lançamentos de crédito com valor total de R\$398.118.457,91. Além disso, cada vínculo agrupado tinha direção, representada pela seta, a qual foi estabelecida pelo atributo da pessoa investigada⁴ (no exemplo, pessoa com cor verde à direita), como mostrado na Figura 9.

Figura 9

Exemplo de grafo com transação bancária entre duas entidades



Nota: Elaborada pelo autor.

⁴ Quando a transação era entre dois investigados, a direção da seta foi fixada com base no primeiro investigado que aparecia na base de dados.

3.3. Resultados e Discussão

A discussão inicial recai sobre a etapa de pré-processamento dos dados. Tal debate se faz necessário, pois análises em dados não tratados frequentemente levam a equívocos por parte de investigadores forenses, especialmente no que se refere ao rastreamento de recursos no sistema financeiro. Para demonstrar esse ponto, a Figura 10 apresenta dois grafos construídos a partir do mesmo conjunto de transações bancárias, com a ressalva de que um dos grafos foi desenhado após o processamento dos dados, conforme rito descrito na seção de tratamento dos dados.

Assim, a Figura 10.a apresenta o grafo obtido a partir de um conjunto de dados com 291.579 lançamentos bancários, *dataset* que não passou por procedimentos de higienização de dados. Foram desconsideradas transações sem identificação de remetentes e beneficiários (181.554 lançamentos). O grafo construído com 110.025 lançamentos resultou em 12.504 entidades (cada entidade é um nome de titular de conta diferente) e 14.937 vínculos (cada vínculo é um conjunto de transações bancárias agrupadas)⁵. Já a Figura 10.b apresenta o grafo construído a partir do mesmo conjunto com 291.579 lançamentos bancários, desta vez tratados com procedimentos de higienização de dados⁶. O grafo resultou em 14.755 entidades e 17.299 vínculos⁷.

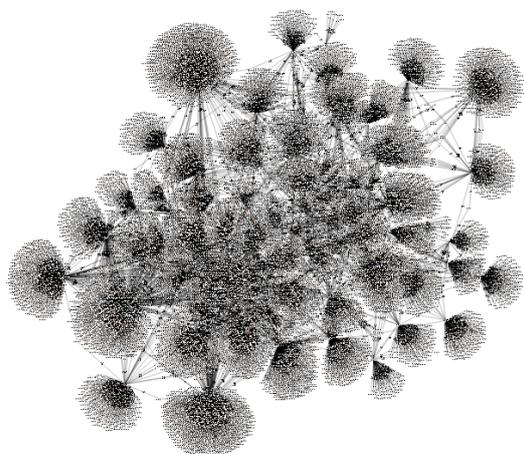
⁵ Ao definir entidades por CPF/CNPJ, foram encontrados 221.854 lançamentos sem qualquer dado referente ao CPF/CNPJ de remetentes e beneficiários. O grafo desenhado resultou em 7.108 entidades (cada entidade é um CPF/CNPJ diferente) e 8.724 vínculos (cada vínculo é um conjunto de transações bancárias já agrupadas). Assim, a escolha pelo nome de titular se mostrou mais adequada, pois apresentou maior quantidade de lançamentos para construção do grafo.

⁶ O tratamento de redundantes resultou em um novo conjunto de dados com 281.737 lançamentos, sendo 176.222 transações desconsideradas por ausência de identificação de remetentes e beneficiários.

⁷ Ao definir entidades por CPF/CNPJ, foram encontrados 221.249 lançamentos sem qualquer dado referente ao CPF/CNPJ de remetentes e beneficiários. O gráfico construído resultou em 6.722 entidades (CPF/CNPJ diferentes) e 8.400 vínculos (já agrupados).

Figura 10

Grafos de transações bancárias a partir de um mesmo dataset

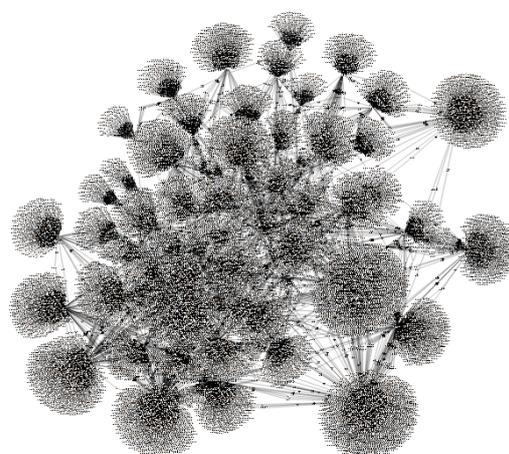


(10.a)

Antes do tratamento dos dados

12.504 entidades

14.937 vínculos



(10.b)

Após o tratamento dos dados

14.755 entidades

17.299 vínculos

Nota: Elaborada pelo autor.

Conforme já era esperado, a Figura 10 indica que a análise em dados brutos fica prejudicada em relação à análise em dados tratados. Embora a análise visual não permita muitas conclusões, a análise descritiva aponta que o número de entidades e vínculos aumentou do grafo com dados brutos (Figura 10.a) para o grafo com dados tratados (Figura 10.b). Esse fato decorre dos procedimentos adotados na fase de pré-processamento, ações que levaram à diminuição das inconsistências e ao aumento da identificação de remetentes e beneficiários, trazendo informações adicionais à análise e maior assertividade para os trabalhos de investigadores forenses.

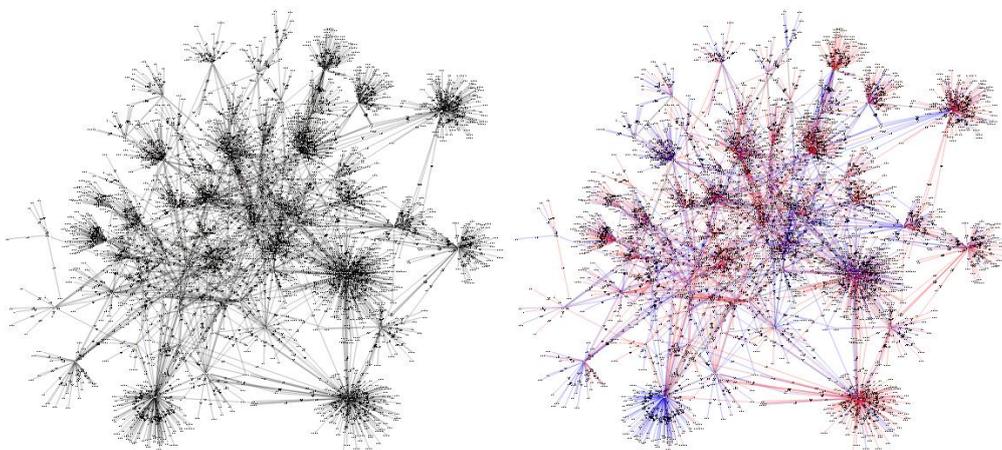
Em que pese o pré-processamento dos dados, obteve-se um grafo com milhares de entidades e vínculos, o que se costuma chamar de “bola de pelos”, não favorecendo a análise visual. Assim, optou-se por estabelecer de uma linha de corte para a abordagem SNA,

desprezando-se transações abaixo de determinado valor e focando a análise em transações mais expressivas na rede.

No grafo com 17.299 vínculos (conjunto de dados tratados), observou-se que 8.488 vínculos tiveram valores abaixo de R\$1.000,00; 4.501 entre R\$1.000,00 e R\$4.999,99; e 1.209 entre R\$5.000,00 e R\$9.999,99; restando 3.101 vínculos com valores iguais ou superiores a R\$10.000,00. Esses 3.101 vínculos interligavam 2.477 entidades, sendo que não havia muitos vínculos com valores próximos a R\$10.000,00, motivo pelo qual não se rejeitou essa linha de corte, formatando-se o grafo da Figura 11. Vale comentar que, caso fossem observadas múltiplas transações com valores pouco abaixo de R\$10.000,00, poder-se-ia analisar uma tentativa de burla aos mecanismos de controles.

Figura 11

Transações bancárias após o processo de higienização dos dados, com vínculos \Rightarrow R\$10.000



Nota: Os grafos apresentados são iguais, sendo que à direita a cor vermelha indica transações a débito e a cor azul sinaliza transações a crédito. Elaborada pelo autor.

Ao estabelecer uma linha de corte, tem-se por objetivo dar efetividade e tempestividade às investigações forenses, ao passo que o ajuste da linha de corte pode favorecer o entendimento da estrutura da rede investigada. No presente estudo, após optar pela linha de corte em R\$10.000,00, a rede ainda se mostrou densa e com presença de vários hubs. Em pequenas redes criminosas, perceber visualmente atores-chave com o ajuste da linha de corte pode ser fácil, o que não se repete em grafos com muitas entidades e vínculos, sob pena de perda de informações relevantes.

Para contornar essa situação, o investigador forense pode identificar os principais atores de redes financeiras usando as medidas de centralidade da SNA. Redes altamente centralizadas tendem a ser dominadas por pessoas que controlam o fluxo de recursos, ao passo que redes pouco centralizadas não possuem um único ponto de movimentação de recursos, dificultando o rastreamento de recursos. Pessoas com alta centralidade de intermediação possuem maior controle sobre a rede, uma vez estarem mais presentes nos fluxos de recursos que ocorrem na rede.

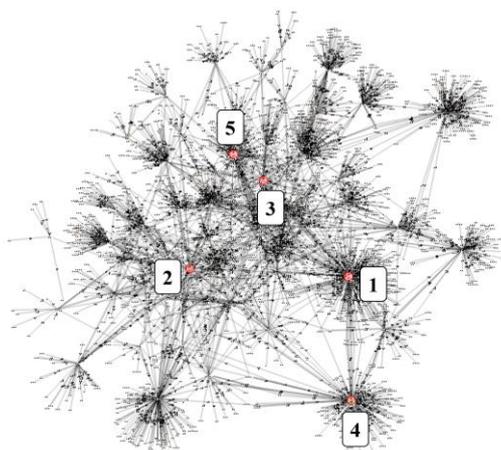
Nesse sentido, Morselli (2010) e Diviák *et al.* (2019) defendem que chefes de organizações criminosas evitam se manter em destaque ao buscarem baixa centralidade de grau, uma vez que elevada quantidade de vínculos sinalizaria maior exposição e vulnerabilidade. Em contrapartida, chefes costumam possuir alta centralidade de intermediação, atuando em pontos críticos que conectam subgrupos.

Isto posto, a Tabela 1 apresenta as principais entidades da rede após a linha de corte, tendo por base a centralidade de intermediação, sendo as entidades sinalizadas na Figura 12. Muito embora a entidade 1 possua o maior poder de intermediação na rede, destaca-se a entidade 3, a qual, além de possuir alta intermediação, tem reduzida centralidade de grau.

Tabela 1*Principais entidades*

Entidade	Intermediação (%)	Proximidade (%)	Grau (%)
1	28,72411	0,000978	0,003729982
2	17,15184	0,000866	0,002120903
3	16,07456	0,000873	0,000304921
4	14,43165	0,000807	0,002933213
5	14,33769	0,000897	0,001332260

Nota: Foi utilizada a função "Normalizar resultados" para ajustar os cálculos e exibi-los como percentagens. Basicamente, os resultados são calculados e divididos pelo que, em teoria, é o maior resultado possível para cada medida de centralidade. Este método de normalização é o mais utilizado na Análise de Redes Sociais (IBM, 2020). Elaborada pelo autor.

Figura 12*Principais entidades com base na centralidade de intermediação*

Nota: Os números de 1-5 são entidades citadas na Tabela 1. Elaborada pelo autor.

Salienta-se que os achados decorrentes das medidas de centralidade, por exemplo, o alto poder de intermediação da entidade 1 ou o posicionamento suspeito da entidade 3 (alto intermediação e baixo grau), podem ser confrontados com outros elementos do contexto

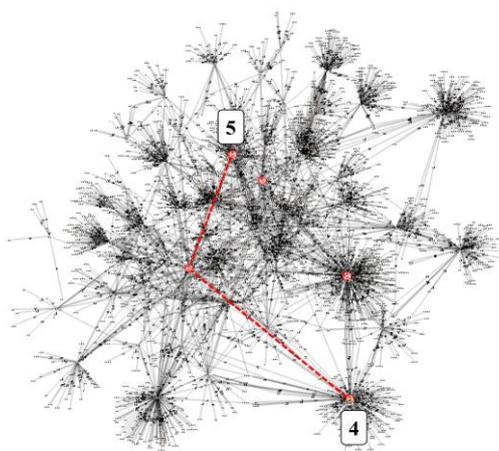
investigativo a fim de permitir uma melhor interpretação dos dados e novos insights investigativos. Vale lembrar que, conforme ressaltado por Robinson e Scogings (2018), os órgãos de segurança pública e as agências de inteligência financeira possuem acesso a diversas informações espalhadas por vários bancos de dados. Essas informações, junto com os dados financeiros, podem subsidiar análises mais avançadas por meio das medidas de centralidade, oferecendo diretrizes para investigações forenses, seja em casos de lavagem de dinheiro ou outros crimes financeiros.

Durante a pesquisa, constatou-se que os grafos também podem ajudar a revelar, de forma prática, determinada movimentação de recursos entre duas ou mais entidades, promovendo o rastreamento de recursos na rede. Essa análise é complexa porque pode incluir muitos caminhos e intermediários. Além disso, em alguns casos, pode ser necessário complementar a análise de SNA com a verificação de saldo em contas bancárias para verificar se houve “mistura” dos recursos investigados com saldo anterior em contas, confirmando, em caso negativo, que o mesmo dinheiro foi transferido entre as entidades (no linguajar da área “carimbar o dinheiro”).

Esse tipo de rastreamento pode ser facilitado com a ferramenta adequada de SNA, muitas das quais possuem a funcionalidade *find path*, utilizada para revelar conexões entre pessoas em diferentes locais da rede, conforme apontado no exemplo da Figura 13. Em uma teia com milhares de transações financeiras, o rastreamento de dinheiro por meio de técnicas de grafos parece ser uma opção viável para que investigadores forenses consigam "seguir o dinheiro" e identificar reais beneficiários de transações.

Figura 13

Caminho do dinheiro entre duas entidades



Nota: Elaborada pelo autor.

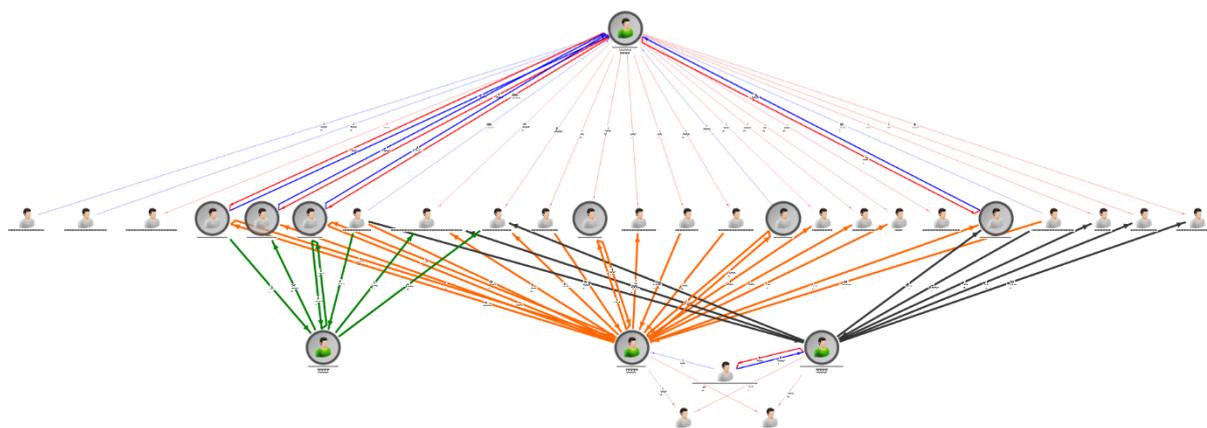
Após a visão holística sobre redes de transações financeiras, a pesquisa avançou para análises mais pontuais, focadas em pequenos grupos, em busca de atividades suspeitas de lavagem de dinheiro. Para os próximos grafos, as pessoas investigadas por lavagem de dinheiro estão representadas por desenhos emoldurados (a pessoa aparece dentro de um círculo). Pessoas não investigadas são terceiros que transacionaram com algum investigado, sendo representadas por desenhos sem moldura. Cada grafo desenhado busca discutir um esquema geralmente relacionado ao crime de lavagem de dinheiro.

Na Figura 14, três investigados (desenhos emoldurados na base do grafo) valeram-se de outras pessoas para enviar (receber) recursos para (de) outro investigado (desenho emoldurado na parte superior do grafo). A largura dos vínculos é proporcional ao valor das transações realizadas, quanto maior o valor das transações, mais forte é o vínculo. Percebe-se que cerca de 20 pessoas (investigadas ou não) atuaram como intermediários ou *strawmen* (desenhos no meio do grafo). Esse esquema poderia ser classificado como operação estruturada para evitar mecanismos de controle ou simplesmente não chamar a atenção para a relação entre o investigado no topo do grafo e os demais na base, sugerindo intenção de

ocultar ou dissimular a movimentação de recursos ilícitos entre eles. Esse esquema poderia ser enquadrado, a depender do contexto investigativo, na primeira fase da lavagem de dinheiro (colocação), uma vez que rendimentos ilícitos poderiam estar sendo introduzidos no sistema financeiro a partir do investigado no topo do grafo, com fracionamento da movimentação de recursos a fim de evitar atrair a atenção das instituições financeiras e órgãos de controle.

Figura 14

Uso de intermediários (strawmen) em operações estruturadas



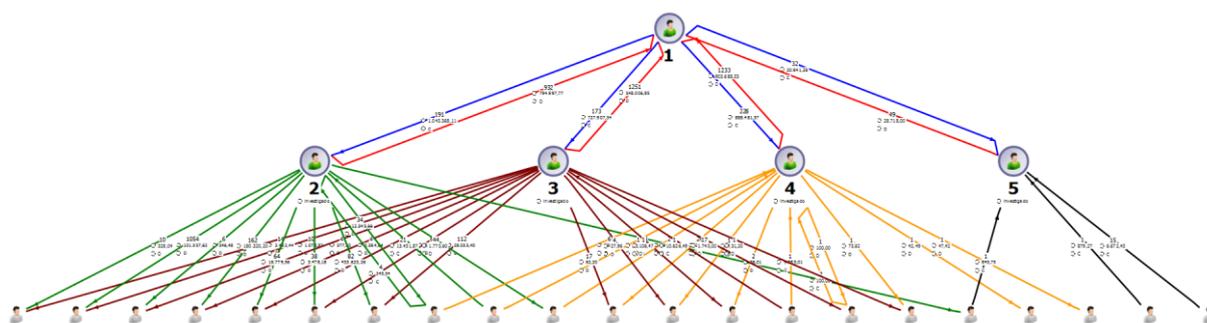
Nota: Elaborada pelo autor.

Já a Figura 15 apresenta outra forma de estruturar operações. Um investigado (no topo do grafo) usou outros quatro investigados para enviar (receber) dinheiro para (de) várias pessoas não investigadas (na parte inferior do grafo). Esse esquema sinaliza movimentação fracionada de recursos no sistema financeiro, os quais circularam em diversas contas, mas que parecem ter como origem ou destino apenas um ponto específico. Essa movimentação pulverizada indica a prática de *smurfing* em duas camadas (*pooling accounts*), típica de ações de visam evitar mecanismos de controle ou não chamar a atenção, distorcendo o real volume de recursos movimentado. Em tese, esse exemplo poderia ser enquadrado na segunda fase da

lavagem de dinheiro (ocultação). Essa hipótese parece fortalecida ao se analisar com mais detalhe as contas bancárias dos cinco investigados, as quais processaram grandes volumes de dinheiro com alta frequência de transações, conforme se demonstra na Figura 16.

Figura 15

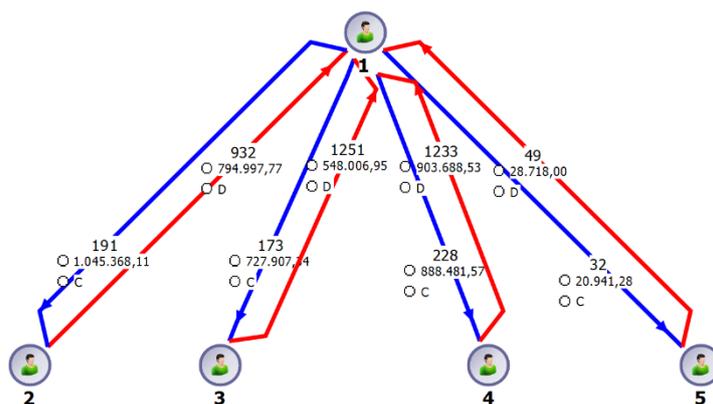
Contas de passagem em operações estruturadas (smurfing)



Nota: Elaborada pelo autor.

Figura 16

Acúmulo de transações em contas de passagem



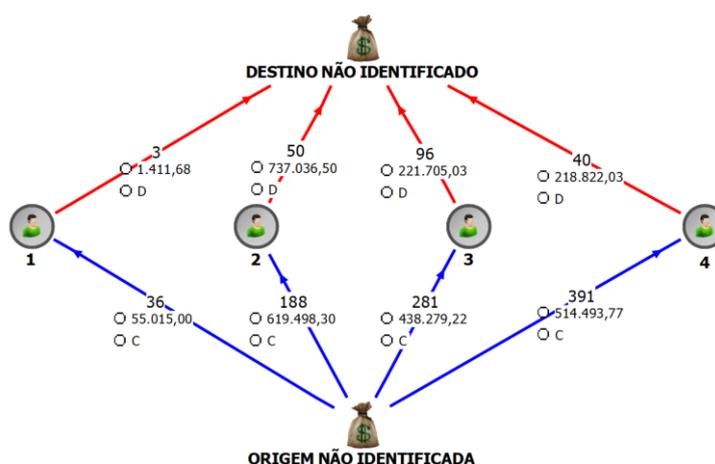
Nota: Elaborada pelo autor.

Sabe-se que o uso de recursos em espécie em transações bancárias dificulta o acompanhamento do fluxo de dinheiro e pode ser considerado indicativo de atividades relacionadas à lavagem de dinheiro. Nesse sentido, a Figura 17 demonstra quatro

investigados que movimentaram grande volume de transações em espécie sem identificação de origem (depositantes) ou destino (beneficiários). Vale ressaltar que o investigado 2 movimentou montante superior a R\$1,3 milhão em transações não identificadas e o investigado 4 realizou mais de 400 transações não identificadas, cujo total ultrapassa R\$700 mil. A depender da atividade econômica dos suspeitos, sugere-se que essas ações foram realizadas com fim de obter anonimato ou ofuscar o rastro do dinheiro, novamente sinalizando a segunda fase da lavagem de dinheiro (ocultação).

Figura 17

Uso de transações em espécie com origem e destino não identificados



Nota: Elaborada pelo autor.

3.4. Conclusão

Qualquer estratégia para enfrentamento de organizações criminosas precisa necessariamente contemplar a análise de operações financeiras. Este trabalho navegou na contabilidade forense e teve por escopo a análise de transações bancárias por meio da abordagem SNA. Usando extratos bancários reais, o objetivo foi compreender em que medida técnicas baseadas em grafos ajudam investigadores forenses a identificar transações bancárias suspeitas de envolvimento com o crime de lavagem de dinheiro.

A abordagem SNA mostrou-se valiosa para a análise forense de várias maneiras. Primeiro na confirmação de ganhos informacionais com o pré-processamento de conjuntos de dados. Os procedimentos de limpeza, padronização, concatenação e depuração foram confirmados como essenciais na SNA para evitar inconsistências e aumentar o nível de identificação de remetentes e beneficiários de recursos movimentados em contas bancárias.

Ao oferecer mapas financeiros de organizações criminosas, a SNA parece ser uma ferramenta poderosa no rastreamento de recursos no sistema bancário. A visualização do fluxo de recursos por meio de grafos, destacando atores-chaves e fluxos mais significativos, contribui para a análise contextual frequentemente utilizada pelos analistas forenses. Medidas de centralidade da SNA podem trazer insights investigativos sobre redes financeiras complexas que contêm milhares, ou talvez até milhões de entidades, podendo servir como direcionadores para ações de órgãos de segurança pública e agências de inteligência financeira voltadas ao combate a crimes financeiros.

Os achados também sugerem que a SNA favorece a descoberta de esquemas financeiros considerados típicos da lavagem de dinheiro. Os grafos demonstraram operações estruturadas (contas de passagem, intermediários, *smurfing*) realizadas para ocultar ou dissimular a movimentação de recursos, sendo possível tais ações serem percebidas como primeira e segunda fases da lavagem de dinheiro. Assim, a conclusão do estudo foi que a abordagem SNA e suas técnicas são capazes de auxiliar investigadores forenses na análise de transações bancárias suspeitas de envolvimento com o crime de lavagem de dinheiro, inclusive aprimorando aspectos visuais da análise financeira, o que se mostra cada vez mais valorizado por parte do Poder Judiciário.

Quanto às limitações da pesquisa, o estudo utilizou bases de dados com reduzida identificação de remetentes e beneficiários de recursos. Acredita-se que uma quantidade maior desses dados poderia revelar novas estruturas e padrões empregados na lavagem de

dinheiro. Outra limitação reside na prática acadêmica de disponibilização das bases de dados, o que não foi possível nesta pesquisa devido à confidencialidade das informações bancárias. Embora isso constitua uma limitação do estudo, tal limite pode ser justificado como o único meio realista de incluir uma perspectiva de dados reais em pesquisas acadêmicas.

Durante a pesquisa não foram analisadas transações que indicassem a terceira fase da lavagem de dinheiro (integração). Essa limitação decorre do caráter acadêmico do estudo e dos aspectos metodológicos focados apenas em dados bancários. Em situações normais, investigadores forenses utilizam, junto com os dados bancários, outras fontes de informação para detectar a integração, tais como dados fiscais e empresariais.

Para pesquisas futuras, recomenda-se aprofundar o estudo das medidas de centralidade nas análises de redes de transações bancárias de organizações criminosas. Algumas medidas (proximidade, grau, intermediação, *eigenvector* e outras) podem ajudar a identificar os principais suspeitos, suas funções, a hierarquia de uma organização criminosa, sendo que novas pesquisas podem contribuir com o melhor direcionamento das análises forenses. Ao que tudo indica, medidas de centralidade podem revelar padrões em grafos que sugerem o envolvimento não só com o crime de lavagem de dinheiro, mas também corrupção e outros crimes financeiros.

Por fim, algumas leituras recomendadas para futuros trabalhos são: Opsahl *et al.* (2010) utilizaram o parâmetro de ajuste (α) que determina a importância relativa do número de vínculos no cálculo das medidas de centralidade; Zhao *et al.* (2011) introduziram as centralidades *h-degree*, *h-centrality* e *h-centralization* para grafos valorados; Zhao e Ye (2012) estenderam a noção de *h-degree* para redes dirigidas; e Awasthi (2012) estudou como fornecer insights sobre a abordagem da detecção de lavagem de dinheiro usando análise de cluster.

4. Análise de Redes Sociais Contra a Corrupção: Estudo do Orçamento Público

Vinculado à Pandemia do Covid-19

A corrupção, por ser considerada um fenômeno social, passa por transformações em razão do tempo, demandando o constante aprimoramento dos instrumentos governamentais de prevenção e repressão. Embora se perceba a busca pelo desenvolvimento de um ambiente ético no setor público, com disseminação de uma cultura de imparcialidade por meio de ações anticorrupção e maior accountability, observa-se no Brasil um cenário de descrença, pois o caráter preventivo das iniciativas que visam evitar práticas ilícitas vem sendo negligenciado por representantes eleitos democraticamente, justamente os quais mais deveriam zelar pelo bem público.

Dessa forma, grande volume de recursos financeiros é perdido todos os anos por causa da corrupção, provocando consequências devastadoras para países e sociedades como um todo. Em particular, tem-se o caso do Brasil, que é um dos países mais descentralizados do mundo, onde milhares de gestores públicos administram altos valores recebidos do governo federal, decidindo como alocar esses recursos, o que acaba por se transformar em uma preocupação no que concerne a atos de corrupção (Avis *et al.*, 2018).

No que tange à gestão municipal, pesquisadores sociais afirmam que o acréscimo inesperado de recursos financeiros em períodos de catástrofes naturais aumenta a ocorrência de atos de corrupção (Leeson e Sobel, 2008; Yamamura, 2014; Nikolova e Marinov, 2017), o que se estende para fraudes no âmbito da pandemia do Covid-19 (Gallego *et al.*, 2020; Payne, 2020). Para Anessi-Pessina *et al.* (2020), o Covid-19 abriu as portas para o uso ineficiente de recursos públicos e para corrupção, pois mais recursos tiveram que ser disponibilizados para lidar com a emergência, o que foi acompanhado pelo aumento da discricionariedade nos processos de tomada de decisão, principalmente na alocação dos recursos, seguido de relaxamento dos mecanismos de transparência e prestação de contas.

Diante da atrofia dos mecanismos de controle e da complexidade inerente ao contexto de pandemia, ter uma agenda nacional de pesquisa se mostra fundamental para a construção de respostas eficazes, não apenas para o momento atual, mas também para outros que provavelmente ocorrerão no futuro (Miller e Blumstein, 2020). Estudos sobre políticas de segurança pública são oportunos, sendo importante que acadêmicos contribuam direcionando as discussões (Sheptycki, 2020), concentrando-as em pesquisas empíricas e não especulativas (Fazekas e Tóth, 2016). Outrossim, Luna-pla e Nicolás-Carlock (2020) afirmam que interpretações tradicionais baseadas apenas em teorias não são suficientes para se entender a natureza sistêmica da corrupção em ambientes de desastres, recomendando enfoque empírico e interdisciplinar na análise desse fenômeno.

Isto posto, todo esforço deve ser direcionado na captura de dados, sendo que a pergunta principal a ser respondida pela academia é: *“What can be learned from this experience to leverage crime reduction in the future?”* (Stickle e Felson, 2020, p. 527). Logo, sobressai a importância da mineração de dados, o que se mostra um convite ao emprego da técnica conhecida por SNA, abordagem por meio da qual se busca perceber cenários com uso da diagramação de conjuntos de pontos, bem como linhas que conectam alguns desses pontos, formando redes ou grafos. Chang (2018) defende que a abordagem com SNA pode contribuir com a literatura ao oferecer uma nova metodologia para o estudo empírico da corrupção, enquanto Morselli (2010) avalia que, ao minerar grafos, é possível identificar estruturas de organizações criminosas e não apenas presumir determinadas formações, potencializando as pesquisas acadêmicas.

Destarte, este estudo teve por objetivo analisar as medidas provisórias emitidas pelo Poder Executivo Federal que abriram créditos extraordinários no orçamento governamental de 2020 para o enfrentamento da pandemia do Covid-19, capturando dados da execução orçamentária e promovendo mineração de grafos em busca de possíveis sinalizações para atos

de corrupção. Até onde se sabe, este é o primeiro estudo que empregou SNA na análise de recursos oriundos de créditos orçamentários extraordinários relacionados à pandemia em busca de sinalizações para corrupção. Além disso, esta pesquisa focou na visão sistêmica da corrupção, aplicando o procedimento popularizado como Follow the Money com intuito revelar ligações entre municípios e favorecidos por empenhos em todo país, elos escondidos que provavelmente não seriam observados por abordagens tradicionais. Assim, a pesquisa saiu dos limites de casos isolados em direção a análises estruturais (“big picture”), ao mesmo tempo que se evitou centralizar as discussões em torno de modelos econométricos tradicionais.

Para tanto, o texto está organizado em quatro seções, iniciando-se por esta introdução. Na sequência apresenta-se breve revisão de literatura relativa à corrupção e mineração de grafos. Após, trata-se da metodologia adotada, o que inclui os procedimentos de coleta, tratamento e análise dos dados utilizados na pesquisa. Dando continuidade ao trabalho, a terceira seção discute os resultados, sendo que a quarta seção encerra o trabalho com as considerações finais.

4.1. Revisão de literatura

Esta seção teve por objetivo oferecer uma revisão de literatura. Como ponto de partida, o fenômeno da corrupção foi abordado sob diferentes prismas com objetivo de compreender essa mazela social. Em seguida, discorreu-se sobre a aplicação da SNA em estudos sobre corrupção, o que incluiu aspectos da mineração de grafos.

4.1.1. Corrupção

No discernimento da maioria das sociedades contemporâneas, o fato de se escutar ou se perceber a palavra corrupção causa incômodo. De uma forma ou de outra, para a ciência, a corrupção é um fenômeno multifacetado e que, por ocorrer em escala global, precisa ser mais estudado, sobretudo pelas suas consequências. Já no século passado, Becker (1968) afirmava

que a obediência a lei não poderia ser considerada como certa em uma sociedade, o que, naturalmente, levaria ao surgimento da corrupção. Nye (1967) acreditava que a corrupção estaria relacionada com comportamentos que se desviavam da função pública esperada, sendo motivados por um interesse privado, com ganhos pecuniários ou de status. Apesar do termo corrupção possuir delineamentos conceituais que podem variar ao longo do tempo, a ideia central permanece inalterada, ou seja, em linhas gerais, corrupção envolve qualquer uso de poder público para ganhar uma vantagem privativa injustificada (Hauser, 2018).

Dado que a temática da corrupção é considerada relevante para a compreensão de aspectos socioeconômicos diversos e que esses comportamentos estão relacionados a agentes públicos, entidades internacionais afirmam que a corrupção contempla o abuso de poder decorrente de cargo público para ganho privado (Fundo Monetário Internacional, 2020; Transparência Internacional, 2021). Nesse ótica, a Transparência Internacional propõe uma taxonomia com fins didáticos, destacando: *Grand Corruption*: o abuso de poder em alto nível que beneficia poucos com prejuízo para muitos, causando danos sérios para os indivíduos e para a sociedade; *Petty Corruption*: abuso diário de agentes públicos em suas relações com o cidadão, o qual busca serviços públicos básicos como saúde, educação e segurança; e *Political Corruption*: abuso com manipulação de políticas, instituições e procedimentos públicos relativos à alocação de recursos e financiamentos, com foco na sustentação de poder, status e riqueza.

A fim de identificar fatores que impedem que gestores públicos realizem “sempre” as melhores escolhas do ponto de vista do interesse público, alguns estudos sobre corrupção se valem da Teoria da Escolha Pública. O termo *Public Choice* surgiu em 1968 como título de um periódico norte-americano⁸, cujo nome inicial em 1967 era *Papers on Non-Market Decision Making*. O escopo da revista era publicar estudos que discutiam a aplicação de

⁸ Periódico no volume 186 (2021). <https://www.springer.com/journal/11127>

ferramental econômico em áreas não econômicas (Tullock, 1966). Ostrom e Ostrom (1971) explicam que a teoria se desenvolveu ao ampliar a discussão sobre administração pública e política, expondo a diferença entre fatos e valores, bem como defendendo a substituição do “*economic man*” pelo “*man: the decision maker*”.

Dessa maneira, essa teoria contribui na análise da atividade governamental ao perceber a ação estatal como um processo que envolve agentes políticos individuais que reagem aos incentivos que recebem. Portanto, os governantes nem sempre buscam maximizar o bem-estar público, pois acabam colocando seus interesses pessoais como variável significativa no processo de tomada de decisão na gestão pública (Svensson, 2000; Garrett e Sobel, 2003; Yamamura, 2014; Carraro *et al.* 2015; Avis *et al.*, 2018; Luna-Pla e Nicolás-Carlock, 2020).

Outra forma de compreender a corrupção é enxergá-la como o processo de captura do estado por elites e interesses particulares (Kaufmann *et al.*, 2010), com uso abusivo da função pública para obter vantagem privada, distorcendo a atividade estatal (Mauro *et al.*, 2019). Fazekas e Tóth (2016) explicam que a captura do estado ocorre quando alguns membros de organizações ou grupos empresariais se apropriam de funções governamentais e usam suas prerrogativas para beneficiar seu grupo, mesmo que reste prejuízo a *res publica*.

Nesse sentido, Svensson (2000) explica que o termo *rent-seeking* é utilizado para descrever grupos sociais organizados que capturam grande parte dos recursos governamentais, seja com apropriação direta de benefícios financeiros ou indireta pela manipulação do sistema político para implementar ações (regulações/políticas) favoráveis ao grupo. Na visão de Sodr e e Alves (2010), a provável ação de grupos privados *rent-seekers* parece dar motivação ao aparecimento de atos de corrupção por parte de gestores p blicos.

Ainda no que se refere à atuação de *rent-seekers*, Svensson (2000) entende que o recebimento de recursos inesperados por governantes ap s desastres naturais est  mais

associado com corrupção em países que sofrem com grupos sociais competitivos. Despesas inesperadas atraem o interesse de indivíduos ou grupos que podem se beneficiar com elas, sendo que os agentes políticos são influenciados pelo lobby dos grupos mais bem organizados (Yamamura, 2014).

Além disso, o apoio financeiro em situações de desastres é mais motivado por questões políticas do que de real necessidade, sendo que o apoio ocorre mais frequentemente em anos eleitorais (Garrett e Sobel, 2003). Em muitas sociedades, o comportamento corrupto está enraizado em origens históricas, normas sociais e cultura política, ao passo que não é incomum encontrar fortes interligações entre poder, política e dinheiro. Empresários e agentes políticos procuram maximizar seus interesses, encontrando no mercado político a oportunidade de atenderem suas necessidades, ou seja, políticos precisam obter recursos para suas campanhas e assim aumentar a probabilidade de serem eleitos, ao passo que empresários precisam de políticas públicas voltadas aos seus objetivos e que permitam maximizar seus lucros (Yamamura, 2014; Carraro *et al.*, 2015; Santos, 2019).

Logo, a necessidade de os governantes gastarem grandes quantias de recursos para enfrentar a pandemia criou oportunidades para corrupção em contratações públicas (Gallego *et al.*, 2020; Anessi-Pessina *et al.*, 2020). A principal causa seria o relaxamento dos protocolos que visam dar segurança, eficiência e transparência ao gasto público. Para Gallego *et al.* (2020) e Anessi-Pessina *et al.* (2020), houve aumento da discricionariedade e da contratação de bens e serviços sem licitação, mudança mais evidente em localidades que tradicionalmente possuem menor capacidade estatal e altos níveis de corrupção.

Ademais, Leeson e Sobel (2008) afirmam que a atmosfera caótica e confusa comum em cenários de desastre abre oportunidades para os fraudadores, o que vem acompanhado por um aumento no benefício da ação fraudulenta, fatores que favorecem a prática da corrupção, especialmente em governos locais. Já Nikolova e Marinov (2017) entendem que o aumento

inesperado de recursos financeiros logo após desastres aumenta a corrupção em governos municipais, sendo que recursos tendem a ser mais desviados em municípios mais ricos e com eleitores menos informados.

4.1.2. Mineração de Grafos

A principal diferença entre a mineração de dados há vinte anos e a ciência de dados hoje é que a primeira é orientada a metas e se concentra no processo, enquanto a segunda é orientada a dados e possui caráter exploratório. Atualmente, os *frameworks* de mineração de dados mais populares oferecem métodos e técnicas que auxiliam não apenas no processamento, mas na compreensão dos dados (Fayyad *et al.*, 1996; Shafique e Qaiser, 2014; Martínez-Plumed *et al.*, 2019).

A mineração de dados na pesquisa contábil teve tendências de crescimento entre 1995-2001 e 2004-2014, apesar de os pesquisadores ainda não terem avaliado sistematicamente seus benefícios (Amani e Fadlalla, 2017). Uma das linhas de pesquisa com mineração de dados envolve a abordagem baseada em SNA e seus grafos. Minerar grafos consiste em utilizar algoritmos de mineração de dados para descobrir padrões interessantes, inesperados e úteis em amplas redes de relacionamento, o que permite o profundo entendimento dos dados (Rehman *et al.*, 2012; Aridhi e Nguifo, 2016). Essa técnica visual tem sido conveniente para capturar fenômenos do mundo real, inclusive se mostrando útil na detecção de anomalias em grandes massas de dados (Troncoso e Weber, 2020).

Motiva mencionar que a SNA se tornou uma abordagem popular em muitas áreas, da biologia aos negócios. Na esfera da ciência social, algumas obras nacionais se valeram da abordagem SNA, de forma principal ou acessória (Ribeiro, 2014a; Barbosa *et al.*, 2016; Aranha *et al.*, 2016; Ribeiro e Colauto, 2016). No que tange à corrupção, Ribeiro *et al.* (2018) investigaram escândalos no Brasil com a utilização da mineração de grafos, valendo-se de métricas como coeficiente de agrupamento, tamanho dos caminhos, modularidade e

cartografia de redes com hubs e não hubs. Colliri e Zhao (2019) investigaram a relação entre votos de deputados federais nas sessões da Câmara dos Deputados e o histórico de corrupção dos políticos, identificando grupos chamados de “*corruption neighborhoods*” ou “*party clusters*”.

Alguns outros estudos internacionais sobre corrupção com técnicas de mineração de grafos foram observados na literatura. Fazekas e Tóth (2016) investigaram o risco de ocorrência de atos de corrupção na Hungria com uma abordagem de SNA baseada em clusteres formados em contratações públicas. Os autores investigaram a formação de comunidades e a coesão de grupos, usando características de redes como densidade, centralidade de proximidade e modularidade. Chang (2018) analisou padrões de corrupção na China utilizando conceitos como centralidade, coeficiente de agrupamento, diâmetro e densidade, destacando que múltiplas medidas são necessárias para encontrar um nó crítico. Diviák *et al.* (2019) analisaram a corrupção política no setor de saúde da República Tcheca, estudo que se pautou nas medidas de centralidade de grau e intermediação, além de indicadores como densidade, caminho médio e diâmetro. Luna-pla e Nicolás-Carlock (2020) estudaram o fenômeno da corrupção no México com base em medidas de grafos como centralidade, densidade, diâmetro, tamanho dos caminhos e coeficiente de agrupamento. Interessante mencionar que a maioria dos autores afirma que nem todas as medidas de redes sociais são úteis para caracterizar e detectar anomalias que sinalizem comportamentos corruptos, sendo muitas inconclusivas, o que não reduz a importância da SNA para o estudo da corrupção.

4.2. Metodologia de Pesquisa

Esta pesquisa aplicou métodos quantitativos e qualitativos, processo conhecido por *Mixed Methods Research*, cuja integração se deu com a abordagem SNA. O caráter qualitativo se mostrou na busca por explorar e entender o significado das entidades que

compõem a rede orçamentária estudada. O lado quantitativo se materializou no exame de relações entre variáveis por meio do uso de procedimentos estatísticos e algoritmos matemáticos, sendo possível a replicação dos resultados.

As subseções a seguir detalham os procedimentos adotados para coleta, tratamento e análise dos dados, apresentando o contexto orçamentário brasileiro relativo aos créditos extraordinários abertos no ano de 2020. Além disso, são identificadas as variáveis utilizadas no estudo para a busca por sinalizações para a corrupção.

Considerando que a preparação dos dados costuma ser negligenciada nas pesquisas sociais (Amani e Fadlalla, 2017), ressalta-se que os dados coletados e tratados foram considerados adequados ao objetivo do estudo proposto, pois houve observância aos aspectos de acurácia, validade, confiabilidade e erro de medição (Wasserman e Faust, 1994; Robins, 2015).

4.2.1. Coleta e Tratamento de Dados

A carta magna de 1988 estabeleceu que a abertura de créditos orçamentários extraordinários só pode ser realizada para atender a despesas imprevisíveis e urgentes, como as decorrentes de guerra, comoção interna ou calamidade pública, sendo facultado ao Presidente da República, nessas situações, valer-se de medidas provisórias para criar despesas, com força de lei orçamentária, devendo submetê-las de imediato ao Congresso Nacional. Com o advento da pandemia, o Congresso Nacional, por meio do Decreto Legislativo 6 (2020), reconheceu em março de 2020 a ocorrência de estado de calamidade pública decorrente da emergência de saúde de importância internacional relacionada ao Coronavírus.

Assim, no ano de 2020 foram editadas 39 medidas provisórias para abertura de créditos extraordinários relacionados à pandemia do Covid-19, totalizando R\$630 bilhões (Apêndice 1). A partir da lista de ações orçamentárias indicadas nas medidas provisórias

(Apêndice 2), foi possível compor a execução orçamentária dos créditos extraordinários para o ano de 2020. Destaca-se o auxílio emergencial (00S4) com valor superior a R\$250 bilhões.

A Tabela 2 demonstra o valor proposto nas medidas provisórias, do mesmo modo que o montante autorizado, empenhado, liquidado e pago, por ação orçamentária.

Tabela 2

Execução orçamentária relacionada à pandemia (ano 2020)

Ação	MPs	Autorizado	Empenhado	Liquidado	Pago
00S4	254.240.000.000	254.240.000.000	231.181.088.019	229.905.810.167	229.905.730.367
00SF	67.600.886.209	67.600.886.209	64.051.771.295	63.039.733.116	63.039.703.716
21C0	66.415.789.575	69.885.590.370	47.114.064.679	44.898.795.640	43.902.663.750
00S7	60.189.488.452	60.189.488.452	60.148.914.730	60.148.914.730	60.148.914.730
21C2	51.641.629.500	51.641.629.500	41.546.521.578	33.497.453.157	33.497.453.157
00EE	38.093.233.748	38.093.233.748	38.093.233.748	38.093.233.748	38.093.233.748
00S5	34.000.000.000	34.000.000.000	6.806.766.252	6.806.766.252	6.806.766.252
00ED	20.000.000.000	20.000.000.000	20.000.000.000	20.000.000.000	20.000.000.000
00S3	16.000.000.000	16.000.000.000	15.098.275.136	15.098.275.136	15.098.275.136
00SG	10.000.000.000	10.000.000.000	5.000.000.000	5.000.000.000	5.000.000.000
0454	5.000.000.000	5.000.000.000	5.000.000.000	5.000.000.000	3.077.317.353
8442	3.037.598.000	3.037.598.000	369.285.445	369.285.445	369.285.445
00S8	3.000.000.000	3.000.000.000	3.000.000.000	2.999.836.049	2.999.836.049
00NY	900.000.000	980.000.000	980.000.000	951.307.877	951.307.877
20TP	320.112.746	320.112.746	320.112.746	17.891.569	17.795.078
00S9	160.000.000	160.000.000	160.000.000	160.000.000	160.000.000
2E89	43.059.135	43.059.135	37.202.216	37.202.216	37.202.216
2E90	23.049.729	23.049.729	20.080.938	20.080.938	20.080.938
212H	20.000.000	20.000.000	20.000.000	9.075.967	9.075.967
212B	18.147.908	18.147.908	18.147.908	1.006.840	1.006.840
Total	630.702.995.002	634.252.795.797	538.965.464.690	526.054.668.847	523.135.648.619
		100%	84,98%	82,94%	82,48%

Nota: Valores em Reais. Fonte: <https://www12.senado.leg.br/orcamento/sigabrasil>. Elaborada pelo autor.

Importa salientar que este estudo se propôs a investigar o uso de recursos orçamentários no nível dos municípios, portanto, tornou-se necessário encontrar dados sobre a localidade de aplicação dos recursos para enfrentamento da pandemia. Foi verificado que

todas as despesas orçamentárias foram vinculadas, no campo específico para localidade⁹, aos estados da federação ou à categoria “Nacional”, o que não contribuiu para a pesquisa.

Alternativamente, optou-se por procurar os dados de localidade dos favorecidos pelos empenhos. Constatou-se que muitas despesas tiveram execução centralizada em unidades orçamentárias localizadas em Brasília/DF, assim como os favorecidos pelos empenhos. Por exemplo, os gastos orçamentários da ação 00S4 (auxílio emergencial) foram destinados ao Ministério das Cidades e empenhados para a Caixa Econômica Federal/Matriz.

Não obstante, observou-se que a ação orçamentária 21C0 (Enfrentamento da emergência de saúde pública de importância internacional decorrente do Coronavírus) possuía dados com detalhamento sobre os municípios dos favorecidos pelos empenhos. A Tabela 3 apresenta a execução orçamentária dessa ação, contendo valores empenhados, liquidados e pagos, além da quantidade de empenhos emitidos. A execução do orçamento foi realizada por 59 unidades orçamentárias, com emissão de 73.929 empenhos, sendo que a maior parte foi emitida pelo Fundo Nacional de Saúde (36.723 | 50%) e pelo Ministério da Defesa (19.517 | 27%), além de 36 instituições universitárias (2.326 | 3%) e 18 outras instituições (15.363 | 20%). Em grande parte, os valores “NÃO APLICÁVEL” ou “NÃO INFORMADO” correspondem a empresas no exterior. Vale acrescentar que a execução orçamentária trouxe maior detalhamento do local de aplicação dos recursos do que a previsão orçamentária contida nas medidas provisórias, o que, de certa forma, já era esperado (Apêndice 3).

⁹ O campo específico na base de dados do Siga Brasil é “Localidade: nome da localidade à qual está associada a despesa orçamentária. Pode ser o nome de um município, de um Estado ou da Região”.

Tabela 3

Execução na ação orçamentária 21C0, local do favorecido pelo empenho (ano 2020)

UF	Empenhado	Qtd de empenhos	Liquidado	Pago
DF	36.886.431.406,90	31.612	36.207.860.583,01	35.406.468.608,67
SP	1.930.158.687,50	7.678	1.645.738.724,52	1.631.800.177,11
RJ	1.565.282.865,30	4.910	1.141.771.659,15	1.122.627.662,99
MG	484.486.315,40	3.469	393.227.161,66	383.836.691,25
PR	449.757.214,62	2.909	396.063.585,39	392.417.775,16
SC	425.422.622,49	1.972	269.876.193,86	267.114.655,52
GO	376.446.032,81	2.195	322.168.086,08	315.745.786,80
BA	316.650.478,41	1.762	294.264.068,40	291.515.591,29
PA	313.892.562,37	992	274.589.222,95	274.393.010,41
RS	299.835.864,43	5.431	260.075.219,05	256.121.246,75
CE	295.481.260,24	1.148	289.677.319,50	286.683.112,14
AM	247.429.416,37	1.411	216.664.322,68	209.843.084,50
PE	237.130.533,18	1.271	230.672.406,55	220.251.939,41
MA	213.861.907,98	627	211.377.474,14	205.983.430,79
AP	151.685.434,37	180	148.706.151,13	148.072.788,76
AL	147.033.628,89	394	132.350.137,76	127.406.442,57
RN	103.766.987,96	684	91.459.406,47	91.121.150,04
PB	87.451.695,10	507	83.590.209,30	81.079.958,78
SE	84.907.284,32	263	83.913.208,14	83.052.173,47
RR	83.539.433,65	176	82.761.146,49	80.860.286,32
AC	81.985.814,17	123	65.872.510,44	65.770.713,34
MS	66.265.016,80	993	55.901.504,59	55.592.802,90
TO	62.956.113,88	270	53.986.409,00	52.231.300,07
ES	60.411.516,97	899	56.848.917,47	56.177.477,09
PI	54.795.762,21	403	54.606.328,67	54.212.227,82
RO	51.456.506,77	382	47.251.160,73	45.062.918,21
MT	23.259.693,10	496	20.893.784,84	20.620.778,53
NÃO INFORMADO	2.010.225.317,53	747	1.764.994.391,36	1.675.006.533,54
NÃO APLICÁVEL	2.057.305,16	25	1.634.347,15	1.593.425,67
Total	47.114.064.678,87	73.929	44.898.795.640,47	43.902.663.749,89

Nota: Valores em Reais. Fonte: <https://www12.senado.leg.br/orcamento/sigabrasil>. Elaborada pelo autor.

Uma vez capturada a base de dados para análise do orçamento extraordinário, foram obtidos dados que pudessem sinalizar maior propensão a atos de corrupção nos municípios. Segundo Stickle e Felson (2020), um problema na criminologia, como em outros campos das

ciências sociais, é que existem muitas variáveis, mas pouca variação, além de que o pesquisador possui baixa capacidade de controlar determinados fatores.

Apesar disso, para análise conjunta com o gasto orçamentário, foram escolhidas quatro variáveis que refletissem dados municipais mais objetivos, conforme exposto na Tabela 4: (a) população¹⁰ e (b) Produto Interno Bruto (PIB) por habitante¹¹, pois essas características indiretamente capturam a demanda latente do município por apoio governamental; (c) partido do prefeito¹², uma vez ser possível a existência de “*party clusters*”, onde decisões “economicamente irracionais” podem ser “politicamente racionais”; e (d) primeiro ou segundo mandato do prefeito¹³, pois há menos corrupção em municípios onde os prefeitos podem ser reeleitos, sinalizando o incentivo à reeleição como fator redutor para atos corruptos. Para identificar casos de reeleição (segundo mandato), comparou-se os dados de 2016 com os de 2012, identificando-se aqueles prefeitos que ganharam eleição tanto em 2012 quanto em 2016, seja eleição ordinária e/ou suplementar. Não se considerou parente eleito (cônjuge, irmãos, filhos, etc.) como reeleição, embora tenha aparente continuidade de gestão.

Visando robustecer as análises, buscou-se controlar os efeitos da pandemia. Assim, também foram coletados dados sobre pessoas contaminadas e mortas em decorrência da pandemia do Covid-19. Acredita-se que esses quantitativos podem ter impactado a distribuição dos recursos. Embora não haja consenso sobre esses números, optou-se pelos dados disponibilizados no site do Ministério da Saúde conhecido como Painel de Casos da Doença no Brasil¹⁴. Os dados utilizados são números acumulados até 01/09/2020, época em que a “primeira onda” da pandemia começou a sinalizar redução. Embora o uso de uma data

¹⁰ População estimada em 2019. Fonte: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/downloads-estatisticas.html>.

¹¹ PIB por habitante em 2018. Fonte: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/downloads-estatisticas.html>.

¹² Fonte: <https://www.tse.jus.br/eleicoes/estatisticas/repositorio-de-dados-eleitorais-1/repositorio-de-dados-eleitorais>.

¹³ Vide nota de rodapé 12.

¹⁴ <https://covid.saude.gov.br>

específica seja uma limitação deste estudo, esses dados possivelmente influenciaram a execução do orçamento no último quadrimestre de 2020, além de que provavelmente refletem, de certa forma, os impactos iniciais da pandemia, o que pode ter correlação com a execução do orçamento no segundo quadrimestre.

Tabela 4

Variáveis utilizadas na investigação da corrupção municipal

Atributo dos municípios	Análise sobre a propensão a atos de corrupção	Estudos anteriores
(a) População	Aspecto que indiretamente captura a demanda latente do município por apoio governamental.	Leeson e Sobel (2008); Sodré e Alves (2010); Ferraz e Finan (2011); Yamamura (2014); Gallego <i>et al.</i> (2020).
(b) PIB por habitante	Aspecto que indiretamente captura a demanda latente do município por apoio governamental.	Leeson e Sobel (2008); Sodré e Alves (2010); Ferraz e Finan (2011); Yamamura (2014); Nikolova e Marinov (2017); Avis <i>et al.</i> (2018); Amaral <i>et al.</i> (2020).
(c) Partido do prefeito	Decisões “economicamente irracionais” podem ser “politicamente racionais”. Existência de “party clusters”.	Nikolova e Marinov (2017); Avis <i>et al.</i> (2018); Colliri e Zhao (2019).
(d) Primeiro ou segundo mandato do prefeito	Há menos corrupção em municípios onde os prefeitos podem ser reeleitos, sinalizando o incentivo à reeleição como fator redutor para atos corruptos.	Ferraz e Finan (2011); Avis <i>et al.</i> (2018).

Nota: Elaborada pelo autor.

4.2.2. Análise de Dados

A análise por meio da abordagem SNA se deu com o suporte da ferramenta computacional IBM i2 Analyst’s Notebook, versão 9.2.3, acessível para download mediante cadastro no site da empresa (uso limitado a 30 dias), bem como do software Gephi (Bastian *et al.*, 2009), disponível gratuitamente para download no site do consórcio de desenvolvedores, sendo utilizado para cálculo de métricas atinentes à mineração de grafos.

Seguindo orientação de Barabási (2016), deu-se preferência pelo uso dos termos rede, nó e vínculo, uma vez ser a terminologia mais recomendada para estudo de sistemas reais, muito embora em alguns trechos da análise se perceba a utilização de outros termos similares, como grafo, entidade e relacionamento.

Para investigar como os empenhos se relacionavam, alguns ajustes e escolhas se fizeram necessários. A primeira escolha foi por construir uma rede com dois tipos de nós: municípios e favorecidos pelos empenhos. Para estes, utilizou-se como identidade o nome dos favorecidos constante dos empenhos. Assim, empresas que utilizaram filiais em suas relações comerciais com diferentes municípios aparecem como único nó, mesmo possuindo diferentes CNPJs. Contudo, observou-se que algumas entidades de diferentes localidades possuíam o mesmo nome, tais como os fundos municipais e estaduais de assistência social e saúde. Para individualizar essas entidades, seus nomes foram ajustados com a inclusão do termo UF-MUNICÍPIO ao nome da entidade, permitindo a identificação única de cada nó.

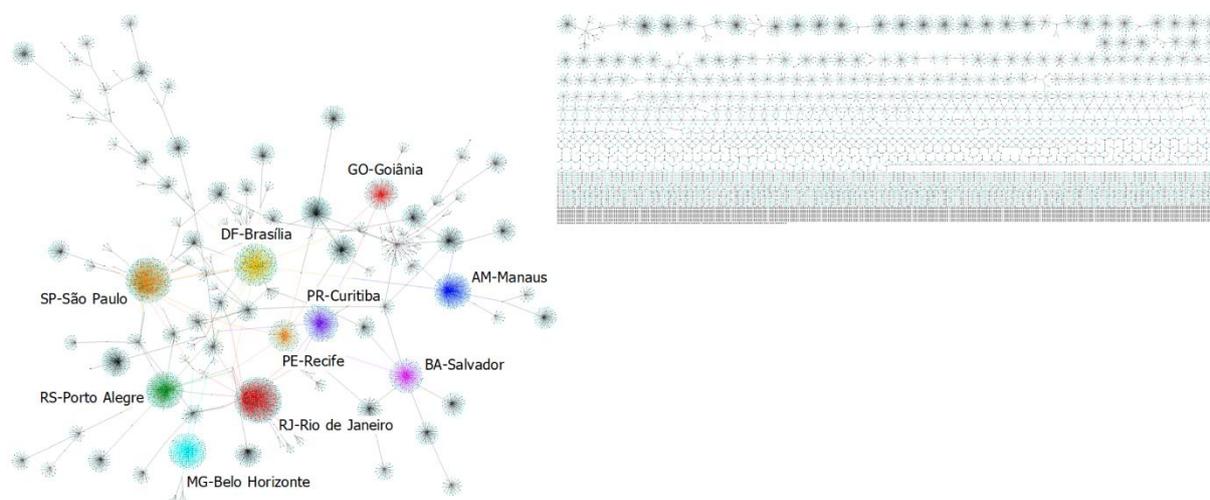
No que se refere aos municípios, incluiu-se na rede todos os 5.570 municípios brasileiros¹⁵. Para cada município foram incluídos atributos de população, PIB por habitante, partido do prefeito e reeleição ou não do prefeito.

O vínculo entre municípios e favorecidos pelos empenhos foi estabelecido com base nos dados de local dos favorecidos contidos nos empenhos. Considerando que nos empenhos alguns favorecidos apareciam em duas ou mais localidades diferentes, esperava-se que a rede “presumida” fosse materializada durante a análise, o que acabou por se concretizar. O resultado pode ser observado no grafo da Figura 18, destacando-se visualmente os 10 municípios com mais relacionamentos.

¹⁵ Para fins de análise, Brasília e Fernando de Noronha foram considerados municípios.

Figura 18

Rede com dados da ação orçamentária 21C0



Nota: Elaborada pelo autor.

A rede demonstrada na Figura 18 se divide em um subgrafo conectado (à esquerda) e outro não conectado (à direita). O subgrafo não conectado é composto por centenas de componentes menores, sendo que para a maioria dos componentes não há ligação entre municípios. Por sua vez, o grafo conectado é conhecido por *Giant Component*, sendo o componente mais largo de uma rede, onde há ao menos uma ligação entre todo par de nós. Essa formação dos subgrafos pode ser considerada normal, pois muitas redes reais se apresentam com inúmeros componentes isolados que coexistem com um *Giant Component* (Barabási, 2016). Ao todo, a rede possui 18.307 nós, sendo 5.570 municípios e 12.737 favorecidos, podendo ser classificada como uma rede estática de grande tamanho e complexidade¹⁶. Observou-se que 3.053 municípios (mais da metade das cidades brasileiras) não receberam recursos provenientes da ação orçamentária 21C0, ou seja, esses municípios não apresentaram vínculos com favorecidos pelos empenhos destinados ao combate à pandemia.

¹⁶ Redes em que a quantidade de nós é constante e possui mais de 1.000 nós (Barabási, 2016; Cherven, 2015).

Os métodos utilizados pela SNA foram desenvolvidos com intuito de investigar padrões de interações entre atores sociais, motivo pelo qual essa abordagem tem por foco as relações estabelecidas entre esses atores, e não os atores em si. Esse fundamento é o motivo pelo qual se aprofundou a discussão em torno do *Giant Component*, cujo resultado passa a ser apresentado na próxima seção.

Seguindo o roteiro sugerido por Cherven (2015), o estudo incluiu, não necessariamente nessa ordem, três aspectos: conceitos, centralidade e clusters. Conceitos contemplaram a estrutura superficial de rede, como componentes, diâmetro, densidade e caminho médio. Em seguida, a atenção se voltou para estatísticas de centralidade e como os nós se relacionavam em rede. Já na clusterização os comportamentos da rede foram explorados e a localização de grupos foi investigada, observando como os nós trabalhavam juntos para formar a estrutura interna da rede.

4.3. Resultados e Discussão

Foi observado que, do total de 73.929 empenhos vinculados à ação orçamentária 21C0, quase 30 mil foram direcionados à Diretoria Executiva do Fundo Nacional de Saúde, localizada em Brasília, representando pouco mais de R\$30 bilhões ou 65% do valor empenhado na ação. Essa entidade foi excluída para fins de análise do *Giant Component*, pois poderia influenciar sobremaneira os resultados. Embora representem a existência de vínculo, optou-se por também excluir da rede os empenhos que apresentavam valor zerado¹⁷.

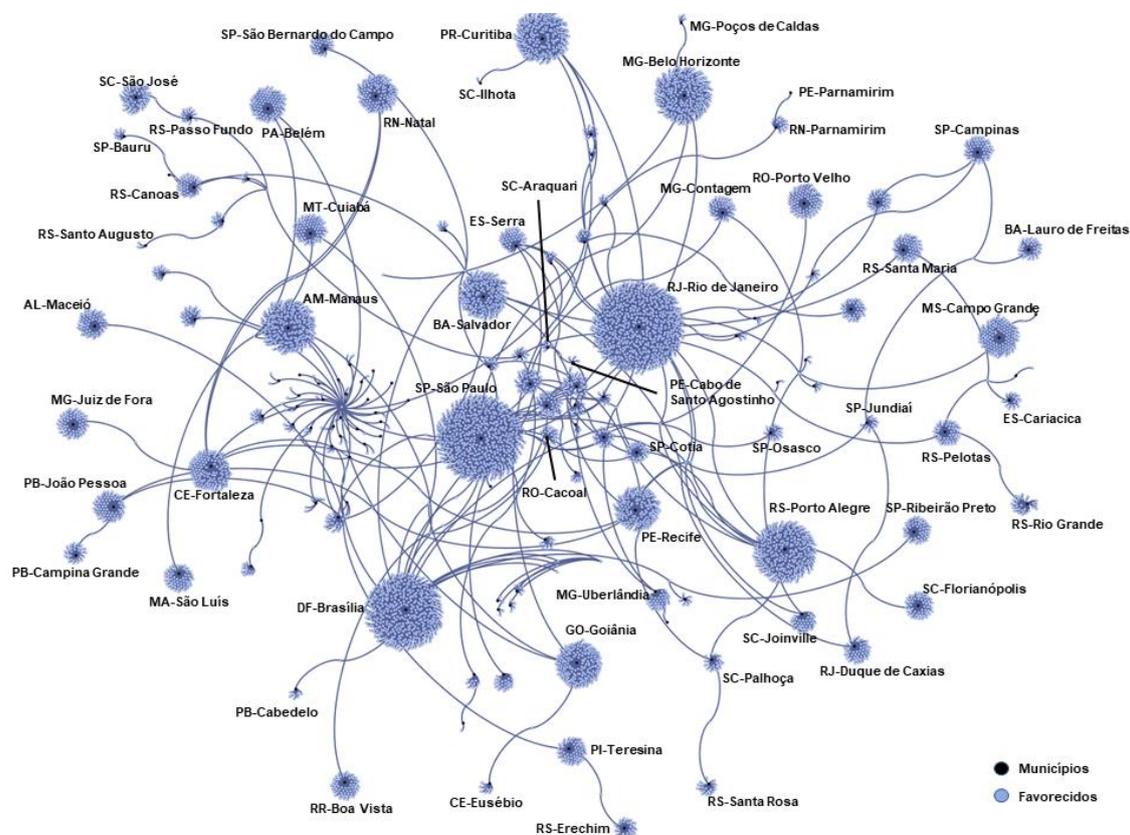
Com isso, o *Giant Component* restou composto por 5.816 nós (representando 31% de toda a rede), sendo 136 municípios e 5.723 favorecidos, ligados por 5.853 vínculos que representam 25.106 empenhos agrupados, totalizando cerca de R\$12 bilhões ou 25% do valor total empenhado na ação 21C0.

¹⁷ A quantidade de empenhos com valor zerado era 3.931. Também foram excluídos os favorecidos que eventualmente ficaram sem relacionamento após a exclusão dos empenhos com valor zerado.

Com utilização de algoritmo que favorece a identificação de grupos em redes maiores¹⁸, foram testadas diversas visualizações¹⁹ para o *Giant Component*. Para facilitar o entendimento das análises comparativas, um padrão visual foi estabelecido, o qual foi utilizado para discussão dos resultados, conforme modelo exposto na Figura 19.

Figura 19

Giant Component da ação orçamentária 21C0



Nota: Elaborada pelo autor.

Para Barabási (2016), independente de qual propriedade de rede há interesse, o *Giant Component* deve ser inspecionado à luz da distribuição de graus²⁰. Diferente de redes

¹⁸ *Force Atlas 2*.

¹⁹ Foram manipuladas as configurações de repulsão (maior espaçamento entre os nós), atração (maior aproximação dos clusters) e gravidade (maior concentração de nós ao centro do grafo, reduzindo a dispersão).

²⁰ Quantidade de vínculos ou relacionamentos com outros nós.

randômicas, muitas redes reais possuem hubs que são nós altamente conectados. A existência de hubs é reflexo da propriedade *scale-free*, onde é significativa a diferença de graus entre o menor e o maior nó, distribuição decorrente da *power law*. Em redes sociais reais, ensina o autor, novos nós preferem se conectar a nós mais conectados, processo que se chama *preferential attachment*, o que resulta na formação dos hubs. Tal processo estaria relacionado com a Teoria da Escolha Racional, onde cada nó busca maximizar sua vantagem individual.

Sob o ponto de vista da distribuição de graus, importa esclarecer que em todo *Giant Component* existe um ou mais favorecidos em comum entre dois ou mais municípios, não havendo ligação direta entre municípios ou entre favorecidos, formando uma rede bipartida. Observou-se que há significativa diferença de graus entre os nós, pois alguns municípios aparecem como hubs (São Paulo, Rio de Janeiro e Brasília são os maiores, cada um com centenas de vínculos). O grau médio é 2,013, o que significa que a grande maioria dos nós se conecta a apenas dois outros nós, confirmando a proeminência dos hubs. O caminho médio entre dois nós é 6,409 e o diâmetro da rede é 18, revelando um *Giant Component* de tamanho significativo para o contexto. O coeficiente de clusterização é zero, o que era esperado, uma vez que a rede é bipartida, sendo impossível a existência de triângulos fechados. Há, de certa forma, presença de homofilia, onde os grupos são mais conectados internamente, com a clara presença de hubs, porém com pouca conectividade entre eles. A homofilia pode restringir o fluxo de informações, ganhando relevância as entidades que conectam esses grupos (no caso em tela, os favorecidos pelos empenhos).

Ao mesmo tempo que se observou cidades de um mesmo estado da federação com favorecidos em comum, percebeu-se a existência de favorecidos que atuam em diferentes regiões do país. Constatou-se que a grande maioria dos favorecidos que atuam em mais de uma localidade possuía ligação com apenas dois municípios. Além desses, outros 22 possuíam ligações com três a seis municípios, sendo que um favorecido chegou a apresentar

relacionamento com 36 municípios diferentes, recebendo cerca de R\$1,2 milhão em empenhos.

Essa descentralização geográfica pode ter sido incentivada por uma série de fatores, como evolução tecnológica e aperfeiçoamento logístico, embora essa hipótese não seja a mais provável para a maioria das cidades brasileiras em cenário de pandemia. Outra explicação seria a centralização de pagamentos em matrizes de grupos econômicos, os quais teriam capacidade de atender diferentes pontos do território nacional. Ou ainda, que esse modelo já se encontrava em andamento, sendo apenas mantido durante a pandemia.

Por outro lado, pode-se indagar se essa descentralização seria fruto do aumento da discricionariedade nas contratações, motivada pela flexibilização dos normativos que regem o gasto do dinheiro público. Isso pode ter levado à contratação de empresas em outros estados da federação, talvez justificado pela emergência das demandas. Contudo, considerando os custos inerentes à prestação de serviços ou fornecimento de bens em diferentes regiões do país, território com dimensões continentais, essa hipótese poderia suscitar a ocorrência de eventos atípicos ou suspeitos de irregularidades.

Embora ainda inicial, essa análise preliminar já indica a existência de uma rede formada por municípios e favorecidos beneficiados com recursos da ação 21C0 para enfrentamento da pandemia, rede materializada no *Giant Component*, o que pode revelar alguma proximidade não só com a Teoria da Escolha Racional, mas também com a Teoria da Escolha Pública, a qual têm sido utilizada em estudos relacionados ao tema corrupção.

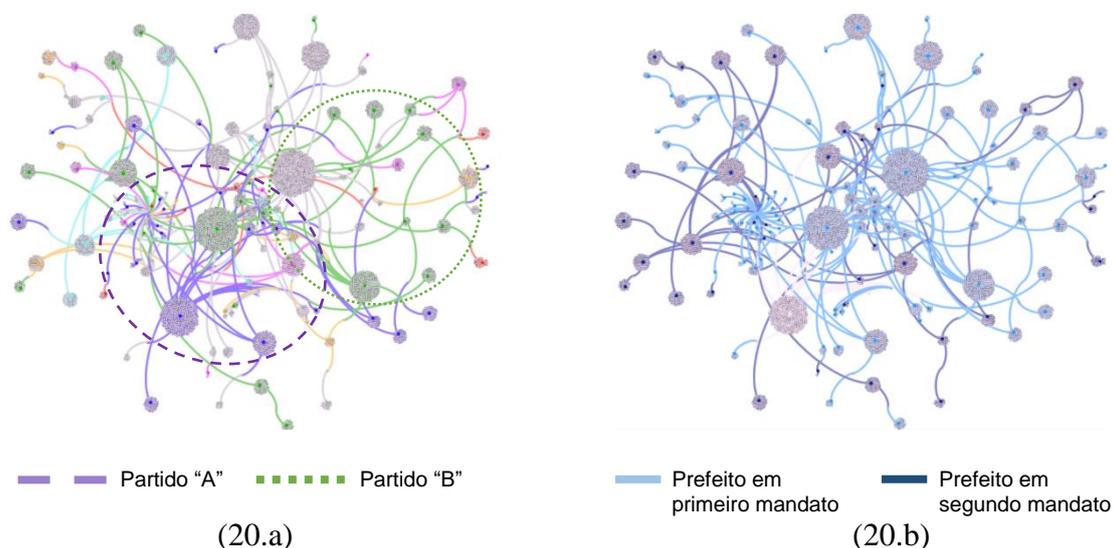
Nesse sentido, aprofundou-se a discussão do *Giant Component* tendo por parâmetros variáveis que pudessem sinalizar maior probabilidade de ocorrência de atos corruptos nos municípios, o que inclui a atuação de grupos *rent-seekers*. Em que pese a dificuldade em estabelecer relações de causalidade para a corrupção (Luna-Pla e Nicolás-Carlock, 2020), procurou-se estudar essas variáveis com o uso inteligente de filtros, tamanhos e cores no

âmbito da SNA, pois essas técnicas ajudam a reduzir a complexidade das redes, auxiliam a focar nos relacionamentos mais relevantes e permitem uma visão mais clara do conjunto de relações. Frisa-se que, de acordo com Cherven (2015) e Barabási (2016), não há absolutamente caminho certo ou errado ao analisar redes sociais com essas técnicas, cabendo ao investigador apenas encontrar um ajuste que faça sentido visualmente e possa ser compartilhado com outros.

Desse modo, numa etapa inicial, manipulou-se o *Giant Component* com base em aspectos políticos (Figura 20), sendo discutida a variável de partido político (Figura 20.a) e se o prefeito foi ou não reeleito em 2016 (Figura 20.b). Tal ação se justifica pelo entendimento de que no Brasil há, já faz algumas décadas, um sistema persistente de corrupção com envolvimento de atores do setor político, o que poderia ser capturado nos grafos.

Figura 20

Redes políticas no Giant Component



Nota: Elaborada pelo autor.

De certa forma, foram observados dois agrupamentos de partidos no *Giant Component*, conforme demonstrado na Figura 20.a. O primeiro está concentrado no terceiro quadrante com a presença de 27 prefeitos ligados ao mesmo partido. Já o segundo, também com 27 gestores municipais, se localiza predominantemente no primeiro quadrante, embora seja possível verificar sua maior amplitude em toda rede.

O viés político que há no apoio financeiro em situações de desastre faz com que a distribuição de recursos seja suscetível a ser mais influenciada por questões políticas do que de necessidade (Garrett e Sobel, 2003). Ainda, a presença de agrupamentos políticos pode estar associada a “*corruption neighborhoods*”, cenário em que entidades que se envolvem com corrupção política são mais propensas a se relacionarem com outras entidades também envolvidas em atos corruptos (Colliri e Zhao, 2019).

Sob a perspectiva de reeleição (Figura 20.b), verificou-se que o *Giant Component* é dominado por prefeitos de primeiro mandato, o que, em tese, sugere menor probabilidade de ocorrência de atos de corrupção na rede, haja vista o fator redutor que é a possibilidade de reeleição do prefeito. Contudo, é possível entendimento no sentido contrário, uma vez que prefeitos podem estar motivados à prática de atos corruptos pela necessidade de angariar recursos para financiamento de campanhas eleitorais visando reeleição.

Quanto aos prefeitos já em segundo mandato, observa-se que estes possuem mais relações entre si, com certa concentração à esquerda da rede. Considerando o maior tempo de mandato dos gestores e a impossibilidade de nova reeleição, a relação maior entre eles pode ter alguma relação com a presença de grupos *rent-seekers*, pois manipulações do sistema político geralmente demandam mais tempo para estabelecimento de confiança e implementação.

Continuando a exploração da rede sob o prisma da corrupção, procedeu-se a análise do impacto das variáveis população e PIB por habitante no *Giant Component*. Para tanto, foi

imperativa a aplicação de formatações e filtros diversos, pois os municípios apresentavam significativa amplitude nos dados das variáveis.

O tamanho dos nós que representam os municípios foi estabelecido com base na população da localidade (escala de 1 e 15 pontos, quanto maior a população do município, maior o nó). A cor desses nós foi ajustada considerando o PIB por habitante (quanto mais escura a tonalidade cinza, maior PIB por habitante do município). Essa cor foi refletida nos vínculos de cada município, facilitando a análise visual da rede. Por sua vez, para os nós que representam os favorecidos pelos empenhos, foi fixada a cor roxa e tamanho 1, favorecendo o poder informativo da imagem sem desviar o foco dos municípios e seus vínculos.

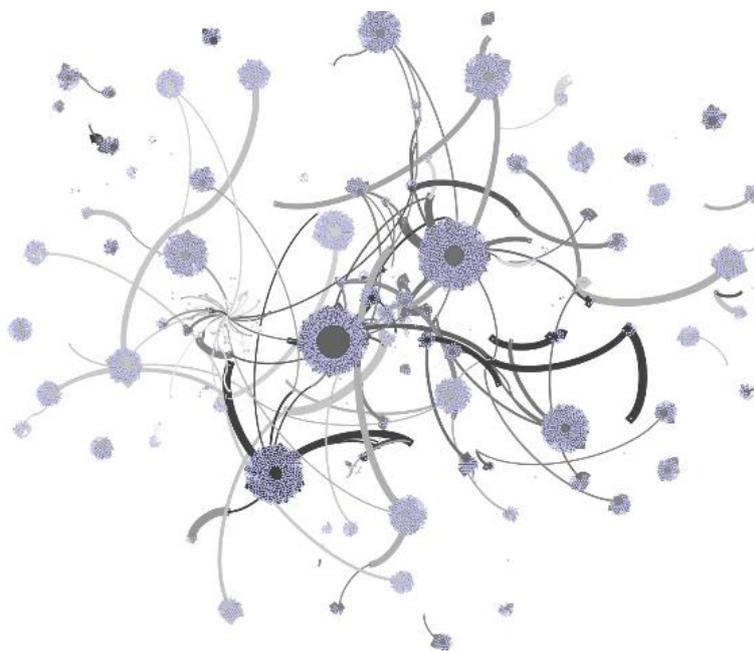
Ajustes também foram implementados no que se refere aos valores dos vínculos da rede, os quais variavam de poucas dezenas a bilhões de reais empenhados. Assim, foi estabelecida uma linha de corte para os valores dos vínculos, excluindo-se do *Giant Component* aqueles menores que R\$10 mil²¹. Também foi necessário fixar um limite máximo. Foram testadas 3 abordagens: sem limite, R\$10 milhões e R\$1 milhão. Considerando que o objetivo desse ajuste era que o valor do vínculo fosse refletido na sua largura, optou-se por usar o limite de R\$1 milhão²². Essa seleção (10 mil a 1 milhão de reais no valor dos vínculos) foi a que mais ofereceu insights sobre a rede. O resultado está apresentado na Figura 21.

²¹ Foram excluídos 2.339 vínculos.

²² Permaneceram na rede 3.086 vínculos (53% do *Giant Component*).

Figura 21

População e PIB por habitante dos municípios no Giant Component



Nota: Estão demonstrados apenas vínculos com valores entre 10 mil a 1 milhão de reais. A largura do vínculo é proporcional aos valores empenhados para cada favorecido. O tamanho dos nós dos municípios é escalonado com base na população da localidade. A tonalidade da cor cinza nos vínculos e nós é escalonada de acordo com o PIB por habitante do município. Elaborada pelo autor.

Os três principais hubs aparecem com cores escuras devido ao maior PIB por habitante em relação aos demais municípios, com destaque para Brasília. São Paulo, cidade com a maior população, destaca-se como maior nó, seguida pela cidade do Rio de Janeiro. É possível observar uma concentração de favorecidos em torno dessas cidades, formando um agrupamento mais denso e conectado, que, por sua vez, se conecta a outros agrupamentos. Verificou-se que a exclusão dos vínculos menores que R\$10 mil teve maior reflexo nas localidades situadas na parte mais externa da rede, local em que se posicionavam nós com menor participação em agrupamentos.

Em que pese essas observações sobre os hubs, o que chama atenção é a existência de vínculos largos e claros, o que significa valores elevados de empenho em municípios com baixo PIB por habitante, alguns deles com pequena população em relação aos demais. Considerando que as variáveis população e PIB por habitante indiretamente capturam a demanda latente do município por apoio governamental, quando se analisa o conjunto da rede, pode-se suscitar que houve maior valor empenhado do que se esperava em algumas localidades. Ainda, parte desses recursos foram direcionados para favorecidos em comum, o que novamente sugere que a distribuição de recursos pode ter sido mais influenciada por questões políticas e privadas do que de necessidade, o que levaria a maior probabilidade de atos de corrupção nessas localidades.

Após análise da rede com base em variáveis políticas e socioeconômicas, investigou-se de que forma os números da pandemia influenciaram na execução do orçamento extraordinário. Para tanto, novamente foram realizados ajustes na configuração da rede, desta vez tendo por parâmetros o número de casos novos da doença e o número de óbitos decorrentes do Covid-19, por município.

A linha de corte para os vínculos foi mantida (10 mil a 1 milhão de reais), sendo sua largura proporcional ao valor empenhado. Para essa análise, todos os vínculos possuem a mesma tonalidade na cor preta. O tamanho dos nós que representam os municípios foi estabelecido com base na quantidade acumulada de casos novos de Covid-19 (escala de 1 e 15 pontos, quanto maior a quantidade de casos novos de Covid-19, maior o nó). A cor desses nós foi ajustada com base na quantidade acumulada de óbitos (quanto mais mortes por Covid-19 no município, mais escura a tonalidade cinza). Optou-se por não utilizar valores relativos (por exemplo, mortes por mil habitantes), uma vez que localidades com indicadores iguais provavelmente não receberiam o mesmo montante de recursos, privilegiando-se aquela com

maiores valores absolutos. Para os nós que representam os favorecidos pelos empenhos, foi fixada a cor azul e tamanho 1. O resultado está apresentado na Figura 22.

Figura 22

Casos novos e óbitos por Covid-19 no Giant Component



Nota: Estão demonstrados apenas vínculos com valores entre 10 mil a 1 milhão de reais. A largura do vínculo é proporcional aos valores empenhados para cada favorecido. O tamanho dos nós dos municípios é escalonado com base no número acumulado de casos novos de Covid-19. A tonalidade da cor cinza dos nós dos municípios é escalonada de acordo com o número de óbitos acumulados por Covid-19 na localidade. Elaborada pelo autor.

Conforme já era esperado, o hub São Paulo figura como maior e mais escuro nó, pois é a maior cidade brasileira, naturalmente com mais casos e, por conseguinte, mais óbitos. Entretanto, o hub Brasília aparece como segundo maior nó e com cor clara, sinalizando menos óbitos do que, por exemplo, o hub Rio de Janeiro. Na busca por indícios de atos de corrupção, outra vez chama atenção valores elevados de empenho (vínculos largos) por parte

de municípios com baixa quantidade acumulada de casos novos e óbitos por Covid-19 (nós pequenos e claros) em relação às demais localidades da rede.

Diante dos resultados até aqui apresentados, percebe-se que o estudo de sinalizações para corrupção por meio da SNA é um processo desafiador, o que se agrava ao considerar que, em geral, criminosos tentam ativamente esconder suas atividades (Gregori e Merlone, 2020) e que a rede formada por eles tende a não ser explícita (Troncoso e Weber, 2020). Assim, para ampliar a discussão, fez-se uso da técnica de detecção de comunidades.

A atividade de detecção de comunidades é extremamente útil no processo de extração de conhecimento das redes e, conseqüentemente, no processo de resolução de problemas reais (Tabassum *et al.*, 2018), sendo que a representação visual das comunidades geralmente oferece aos pesquisadores padrões de relacionamentos que podem ser relevantes para entendimento de subgrupos nas redes (Wasserman e Faust, 1994). Diferente de particionar a rede com base em critérios prévios, a detecção de comunidades busca revelar grupos inspecionando a rede com algoritmos diversos.

Importa esclarecer que, em ciência de redes, comunidade é um grupo de entidades com maior probabilidade de se conectar entre elas do que com entidades de outras comunidades. Um dos seus principais indicadores é a modularidade, cujo resultado expressa a qualidade de cada cluster encontrado pelos algoritmos. Quanto maior o valor da modularidade, melhor é a estrutura de comunidades detectadas, sendo 1 o valor máximo²³ (Barabási, 2016). Além disso, alguns algoritmos permitem configurar a resolução na detecção das comunidades. Dessa forma, pode-se forçar que comunidades pequenas formem comunidades maiores, reduzindo o total de comunidades²⁴, mas não sem impacto no cálculo da modularidade.

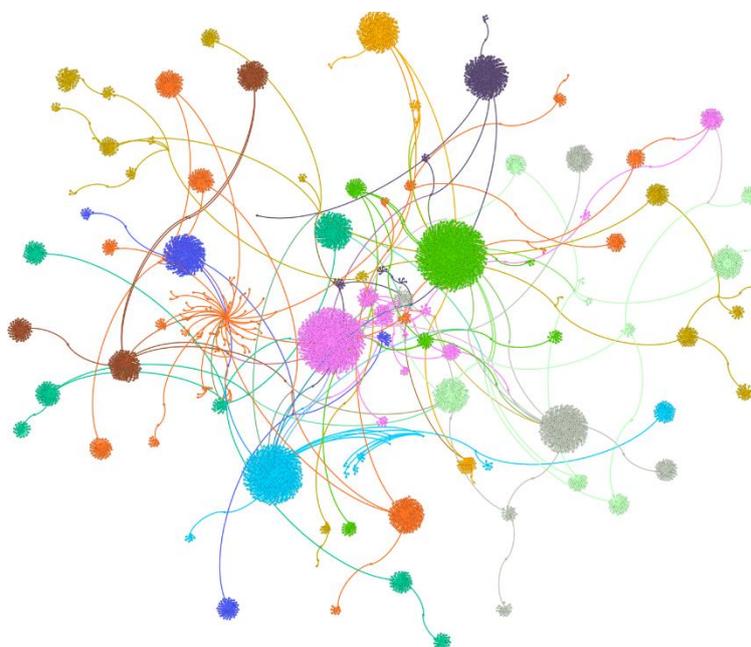
²³ Ocorre quando a rede possui apenas um cluster que representa toda a rede.

²⁴ Resolução: valor menor que 1 leva a geração de mais comunidades e valor maior que 1 induz a geração de menos comunidades.

No caso em tela, como o *Giant Component* era formado por diversos hubs, decidiu-se por ajustar a resolução e forçar a detecção de comunidades maiores. Embora esse processo tenha efeitos colaterais na modularidade, o objetivo foi buscar interações significativas no contexto em estudo. Assim, após alguns testes, o algoritmo ajustado²⁵ detectou 12 comunidades²⁶ com modularidade 0,900, o que foi considerado adequado para o estudo²⁷, resultado apresentado na Figura 23.

Figura 23

Comunidades no Giant Component



Nota: Elaborada pelo autor.

Uma vez detectadas as comunidades, calculou-se a centralidade dos nós dentro de cada agrupamento, unindo as duas técnicas: detecção de comunidades e medidas de

²⁵ Resolução: 20, randomizada, sem uso do peso das arestas.

²⁶ Uma melhor visualização das comunidades pode ser obtida no Apêndice 4.

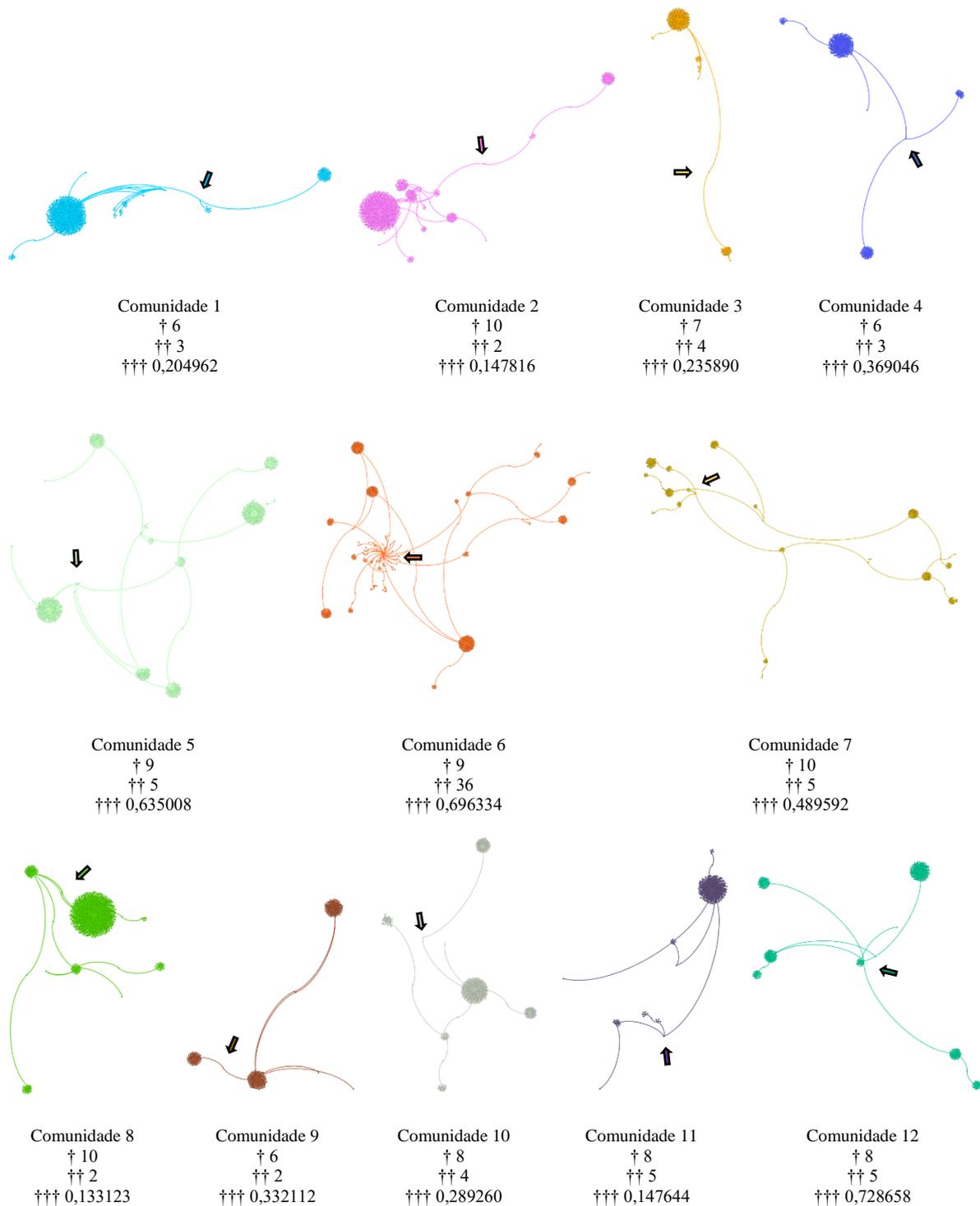
²⁷ A escolha da formação com 12 comunidades, de certa forma, foi arbitrária, não havendo fundamento estatístico específico para tal escolha, observando-se apenas a acurácia do método com o cálculo da modularidade e a capacidade de o resultado colaborar com a investigação em busca de sinais de corrupção.

centralidade. Essa abordagem foi motivada pelo entendimento de que investigações criminais precisam ter foco e, ao mesmo tempo, identificar pontos-chaves em grupos menores pode ser útil na compreensão da estrutura da rede como um todo.

Em relação às medidas de centralidade, Morselli (2010) e Diviák *et al.* (2019) esclarecem que grau e intermediação expressam o conceito de centralidade de maneira distinta e não necessariamente se correlacionam. Os autores explicam que líderes de redes criminosas tendem a se esconder em segundo plano ao terem um baixo grau, pois ter alto número de relações pode se refletir em exposição e vulnerabilidade. Em contrapartida, esses líderes adotam uma posição com alta pontuação de intermediação. De acordo com Tabassum *et al.* (2018), nós com alta intermediação acabam por ocupar funções críticas na estrutura de uma rede, pois geralmente detêm uma posição que lhes permite funcionar como interface entre grupos, sendo elementos “vitais” de interação.

As 12 comunidades detectadas no *Giant Component* estão na Figura 24, com diâmetro da comunidade, grau e centralidade de intermediação²⁸ da entidade-chave de cada conjunto. As setas indicam a localização do favorecido que possui maior centralidade de intermediação em cada comunidade. A comunidade 2 aparece como maior grupo, com 786 nós e 789 vínculos, e a comunidade 3 como menor agrupamento, com 295 nós e 294 vínculos.

²⁸ Para fins de cálculo da centralidade de intermediação, optou-se por considerar a rede não direcionada, pois tão importante quanto diminuir o fluxo dos recursos é interromper o fluxo de comunicação entre membros de uma organização criminosa, o que ocorre em todas as direções. Da mesma forma, optou-se por não considerar o valor dos empenhos.

Figura 24*Detalhamento das comunidades no Giant Component*

Nota: (†) Diâmetro da comunidade. (††) Grau e (†††) centralidade de intermediação, com valores normalizados entre 0 e 1, do favorecido com maior centralidade na sua comunidade (apontado pelas setas). Elaborada pelo autor.

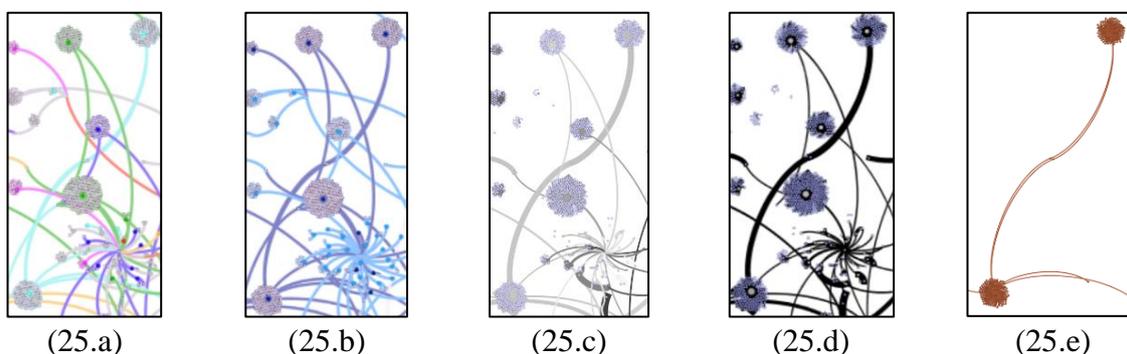
Acredita-se que os favorecidos sinalizados na Figura 24 estão estrategicamente posicionados, o que permitiria importante atuação no fluxo de comunicações nas comunidades, funcionando como “pontes” de informações. Ademais, essas entidades poderiam, de certa forma, articular e mobilizar recursos de diferentes localidades. Além disso, esses favorecidos poderiam ser considerados pontos mais prováveis de atuação de *rent-seekers*, pois esses grupos atuam de forma organizada e simultânea em diversas localidades, muitas vezes atuando como canais para transferência de recursos materiais e/ou imateriais, controlando o fluxo de informações e processos. Essa hipótese também não foi rejeitada após se verificar que muitos nós das comunidades possuíam centralidade de intermediação zero.

Para concluir às análises, após investigar o *Giant Component* sob diferentes perspectivas, fez-se oportuno o encadeamento dos resultados a fim de verificar a viabilidade de sugerir, com base na abordagem visual da SNA, algumas localidades e/ou favorecidos que estariam mais suscetíveis à existência de atos de corrupção e atuação de *rent-seekers* durante a pandemia.

Para tanto, a Figura 25 apresenta a mesma área do *Giant Component* sob diferentes prismas. É possível perceber nessa área a existência de dois municípios de prefeitos do mesmo partido (25.a), ambos em segundo mandato (25.b). Quando comparados aos demais municípios da rede, observou-se valores elevados de empenho frente aos reduzidos PIB por habitante (25.c) e às relativas baixas quantidade de casos e óbitos decorrentes do Covid-19 (25.d). Ainda, esses municípios fariam parte da mesma comunidade (25.e), mostrando a força de seus relacionamentos.

Figura 25

Subgrupo com probabilidade de atos de corrupção e atuação de rent-seekers



Nota: Elaborada pelo autor.

Ao final do estudo, entende-se que a abordagem SNA se mostrou uma ferramenta capaz de contribuir na identificação de municípios e/ou favorecidos mais suscetíveis à existência de atos de corrupção e atuação de *rent-seekers*. A intuição inicial no sentido de que cada relacionamento constitui uma simples peça de informação de um sistema maior foi confirmada. A diagramação em grafos dos dados orçamentários vinculados ao enfrentamento da pandemia revelou uma versão pouco explorada da contratação pública. Ademais, ao permitir ao usuário decidir qual perspectiva melhor descreve seus problemas, a SNA ajudou a revelar conexões que provavelmente passariam despercebidas nas análises tradicionais, o que reflete o potencial dessa técnica na criação de insights para investigações forenses.

Ainda que seja uma percepção, a análise das variáveis políticas no *Giant Component* sugere que eventual corrupção nos eventos orçamentários relacionados à pandemia se enquadre como *Political Corruption*. Tal conjectura é reforçada com os achados da Figura 25, além de que a ampliação da discricionariedade em tomadas de decisão sobre alocação dos recursos facilitou a ação de *rent-seekers* que buscam satisfazer seus interesses em contratações públicas por meio de tratamento preferencial, o que acaba por influenciar interesses políticos que visam manutenção de poder, status e riqueza.

4.4. Considerações Finais

Este trabalho se propôs a estudar, por meio da SNA, os créditos extraordinários abertos no orçamento governamental de 2020 para o enfrentamento da pandemia do Covid-19, com processamento e análise de dados da execução orçamentária em busca de possíveis sinalizações para atos de corrupção.

As análises se centraram nos empenhos da ação orçamentária 21C0, com grafos contendo por entidades municípios e favorecidos pelos empenhos. A propensão a atos de corrupção se baseou nas variáveis municipais de população, PIB por habitante, partido do prefeito e se o prefeito estava em primeiro ou segundo mandato. Ademais, buscou-se controlar os efeitos da pandemia com a inclusão do número de casos e óbitos decorrentes do Covid-19.

Os resultados indicaram a existência de um *Giant Component* composto por 5.816 nós (31% de toda a rede orçamentária), sendo 136 municípios e 5.723 favorecidos, ligados por 5.853 vínculos que representam 25.106 empenhos agrupados, totalizando cerca de R\$12 bilhões ou 25% do valor total empenhado na ação 21C0.

Foi detectada a influência política na rede, o que se revelou com “*party clusters*” e no maior relacionamento entre prefeitos em segundo mandato. Também se constatou situações em que houve elevado valor de empenho em municípios com reduzido PIB por habitante e relativa baixa quantidade de casos e óbitos decorrentes do Covid-19, quando comparado com outras localidades. Ao se empregar a detecção de comunidades da SNA, observou-se que a força dos relacionamentos aproximava municípios com essas características, o que sugere maior propensão a atos de corrupção nessas localidades.

Enfim, conclui-se que a SNA pode auxiliar investigações forenses relacionadas à corrupção e atuação de *rent-seekers*, inclusive na pandemia, pois sua habilidade em oferecer

perspectivas relacionais se transforma em variados insights investigativos, os quais provavelmente não seriam alcançados por meio de modelos tradicionais de investigação.

Em que pese os achados da pesquisa, diversas questões permaneceram em aberto, sobressaltando uma série de limitações no estudo. Primeiro, foram utilizados dados da ação orçamentária 21C0, a qual representa apenas parte dos recursos destinados ao combate a pandemia. Segundo, foram utilizadas quatro variáveis para análise da corrupção que podem ser consideradas “sugestivas” (Gallego *et al.*, 2020), pois tão somente o sistema judicial seria, em tese, capaz de estabelecer a prática da corrupção de forma inequívoca (Nikolova e Marinov, 2017). Terceiro, os dados relacionados ao quantitativo de casos novos e óbitos por Covid-19 são alvos de constante questionamento pela sociedade, sejam dados provenientes ou não de fontes oficiais. Quarto, a inclusão na análise de todos os municípios brasileiros levou a grande variabilidade dos dados, o que trouxe dificuldades de padronização e visualização das redes. Quinto, talvez o mais importante, o trabalho que se realiza com SNA é visual, sendo que os achados se apresentam viesados pela (in)experiência do pesquisador, o que não leva à desvalorização da SNA como paradigma para o estudo de redes criminosas, pelo contrário, oferece sugestões para futuras pesquisas.

Nesse sentido, novos estudos podem incluir os dados de 2021 e acrescentar análises de redes dinâmicas, percebendo como surgem nós e vínculos, o que pode potencializar os achados. É quase certo que a rede tenha se reorganizado com a entrada e saída de municípios e favorecidos, possivelmente ampliando a atuação de grupos *rent-seekers*. Também se pode explorar o fator temporal relacionado aos casos novos e óbitos decorrentes da pandemia, a fim de melhor isolar esse efeito. Outra sugestão é incorporar abordagens matemáticas tradicionais que possam ser confrontadas com os achados decorrentes da SNA. Ainda, pode-se confirmar ou refutar os achados desta pesquisa com o resultado de futuras fiscalizações a

serem realizadas pelos órgãos de controle a fim de avaliar a performance da SNA na detecção de sinais de corrupção.

Como contribuição deste estudo, destaca-se o esforço em aproximar a teoria da prática, discutindo conceitos e técnicas da abordagem SNA em um ambiente real e oportuno. Além disso, softwares para análise de dados geralmente estão ao alcance de investigadores, mas a dificuldade maior não parece ser como utilizá-los, mas com qual propósito utilizá-los, o que se espera ser uma das contribuições desta pesquisa. Também se pode mencionar que orientar ações na área de segurança pública por meio de sistemas de decisão que indiquem cenários mais prováveis de ocorrência de crimes pode ajudar a aplicar melhor os escassos recursos públicos.

Finalmente, a compreensão das redes de contratações públicas e o estudo da estrutura da corrupção podem abrir novas perspectivas para políticas públicas em prol da sociedade. Apesar de haver extensa literatura sobre políticas públicas na área de segurança, esta pesquisa buscou expandir as análises empíricas em época de pandemia, incentivando a procura por respostas para o cenário que aflige todo mundo e outros que provavelmente ocorrerão no futuro.

5. Conclusão

Este trabalho teve por objetivo compreender como empregar a abordagem de redes sociais no combate a crimes financeiros. Após contextualizar no capítulo 2 a SNA como ferramenta tecnológica para investigações forenses, foi discutida a sua aplicação em casos práticos nos capítulos 3 e 4. No capítulo 3, discutiu-se como a abordagem SNA pode auxiliar na análise de movimentações bancárias a fim de identificar atividades suspeitas de envolvimento com o crime de lavagem de dinheiro. No capítulo 4 foram empregadas técnicas de mineração de grafos na busca por sinalizações para atos de corrupção e atuação de *rent-seekers* nos municípios brasileiros, focando a análise nos recursos orçamentários extraordinários destinados ao enfrentamento da pandemia do Covid-19.

A principal conclusão da pesquisa é que a evolução da contabilidade forense, no seu sentido mais amplo e multidisciplinar, passa necessariamente pela capacidade de o investigador forense trabalhar com ferramentas de big data ao mesmo tempo em que mantém seu julgamento crítico. Tal constatação decorre do fato de que cada vez mais as investigações financeiras se deparam com grande quantidade de dados, o que exige a aplicação de métodos especiais de análise. Dentre as possibilidades na área do big data, a abordagem com SNA se mostrou um caminho promissor.

Como ficou sugerido ao longo do estudo, esse caminho deve começar pelo reconhecimento da importância do correto tratamento dos conjuntos de dados. Ao se trabalhar com extratos bancários, percebeu-se que os procedimentos de limpeza e depuração dos dados reduziram inconsistências e aumentaram o nível de identificação de remetentes e beneficiários de recursos, levando a maior assertividade nas análises. Por sua vez, o tratamento dos dados das notas de empenhos se fez imperativo, pois a variabilidade dos dados oriundos de diferentes fontes e a falta de padronização poderia levar a distorções nas redes de relacionamento, gerando desenhos equivocados e má interpretação dos grafos.

Quando se trabalha com redes de relacionamentos na SNA, vale a máxima: “entra lixo, sai lixo”.

Uma vez esclarecida a importância da etapa de processamento dos dados, comenta-se o estudo realizado sobre lavagem de dinheiro e corrupção a partir da visualização de fluxos de recursos financeiros por meio de grafos. Foi observado que cada transação financeira representa uma peça de um quebra-cabeça que se forma ao integrar toda uma rede de transações, por vezes revelando informações que poderiam passar despercebidas por investigadores forenses durante análises tradicionais com tabelas e gráficos. Além disso, constatou-se que a visualização de redes financeiras nas diferentes perspectivas relacionais propiciadas pelas técnicas da SNA pode favorecer a identificação de movimentações financeiras relevantes e de atores-chaves, podendo inclusive facilitar a descoberta de funções e papéis de pessoas e empresas em organizações criminosas.

Também foi constatado que insights investigativos são potencializados com o emprego de medidas de centralidade, tais como grau e intermediação, além de outras técnicas quantitativas da SNA, dentre elas a detecção de comunidades. Essas métricas ajudam a revelar os principais canais de articulação das redes, por meio dos quais recursos materiais ou imateriais são transferidos e controlados, o que pode contribuir no mapeamento da estrutura e do funcionamento de redes e, no caso criminal, do *modus operandi* de organizações criminosas. Com isso, ações voltadas ao desmantelamento financeiro de grupos criminosos podem ser mais bem direcionadas, não apenas em investigações relacionadas à lavagem de dinheiro e corrupção, mas em esquemas criminosos em diferentes contextos investigativos. Além disso, motiva registrar que o uso direcionado de recursos públicos se mostra cada vez mais pertinente, haja vista a necessidade de adequar as ações governamentais aos reduzidos recursos financeiros disponíveis.

Ademais, cabe enfatizar que há uma tendência para as práticas de comunicação visual na esfera jurídica, onde a evidência visual está cada vez mais valorizada em julgamentos criminais. Isso reforça a importância da SNA para as ciências forenses como um todo, pois grafos favorecem a compreensão de operações financeiras complexas pelos operadores do direito. Como exemplos oferecidos nesta pesquisa, pode-se destacar os grafos que sugerem operações estruturadas de *pooling accounts*, *strawmen* e *smurfing*, práticas frequentemente realizadas para ocultar ou dissimular a movimentação de recursos na lavagem de dinheiro, bem como o grafo que demonstrou a rede de relacionamentos financeiros formada a partir do *Giant Component* da ação orçamentária 21C0.

Além do aspecto prático, o estudo também incentivou a reflexão sobre conceitos e fundamentos da SNA, discutiu termos encontrados em pesquisas na área e apresentou a Teoria dos Grafos (diagramas formados por conjuntos de pontos e linhas que conectam alguns desses pontos). Também foram discutidas questões teóricas dos crimes de lavagem de dinheiro e corrupção, o que incluiu a percepção desses crimes sob o prisma da Teoria da Escolha Racional (análise de custo-benefício da conduta delitiva) e Teoria da Escolha Pública (interesses pessoais acima dos interesses públicos).

Diante dos resultados alcançados, espera-se que este estudo contribua com a produção de conhecimento capaz de incentivar um avanço nas práticas forenses, fomentando a inovação na resolução de problemas complexos relacionados ao combate a crimes financeiros. O conjunto da pesquisa poderá servir como fonte de consulta para outros pesquisadores e, principalmente, para profissionais de órgãos de segurança pública e agências de inteligência financeira que venham a procurar na academia maneiras de aprimorar a prestação de serviços públicos.

Ao final da pesquisa, resta explicar que barreiras foram enfrentadas e algumas não superadas, indicando limitações nos resultados. A principal decorre do fato de que, nas

pesquisas em ciências sociais, os problemas investigados são mais amplos e subjetivos, ao invés de concisos e diretos, dificuldade que sobressaiu com a adoção do método exploratório. Assim, em que pese os cuidados tomados, algumas conclusões apresentadas estão carregadas de vieses por parte do pesquisador.

Outra limitação está nas bases de dados utilizadas, as quais poderiam ter maior representatividade para as análises propostas. O estudo sobre lavagem de dinheiro se valeu de dados bancários de tão somente duas investigações e a pesquisa sobre corrupção se baseou em valores empenhados vinculados a apenas uma ação orçamentária. Ainda sobre as bases de dados, o pré-processamento dos *datasets* poderia ser aperfeiçoado com outras técnicas da ciência de dados, o que exigiria maior disponibilidade de tempo e/ou recursos computacionais.

Embora haja limitações neste estudo, não se deve depreciar a SNA como método para o estudo de redes criminosas. Pelo contrário, oferece-se sugestões para futuras pesquisas, ressaltando a importância de que os pesquisadores na área de investigação forense mantenham vínculos permanentes entre teoria e prática, sempre que possível com o emprego de tecnologia e, nos limites permitidos, com utilização de bases de dados reais.

Isto posto, para estudos futuros, sugere-se duas possíveis linhas de pesquisa: a primeira teria por objetivo compreender em que medida as técnicas de SNA estão sendo utilizadas na área de contabilidade forense como um todo, seja por instituições públicas e privadas; já a segunda teria por desígnio investigar eventuais impactos das práticas de SNA nas organizações, suas estruturas e sistemas, utilizando, para tanto, os fundamentos da Teoria Institucional, lembrando que a pesquisa acadêmica voltada para aspectos práticos reconhece que as formas como as pessoas atuam se transformam em rotinas ou hábitos, sendo posteriormente absorvidos nas estruturas das organizações (Badenhorst e Guerin, 2016).

Outra sugestão seria o aprofundamento do estudo da SNA com o foco em redes dinâmicas. Essa perspectiva visa compreender como as redes se formam e evoluem com o transcorrer do tempo, o que pode contribuir com a compreensão de diversos fenômenos atinentes aos crimes financeiros, alavancando pesquisas na área com uma abordagem ainda mais multidisciplinar e tecnológica. Também se recomenda que a SNA seja confrontada com outras técnicas matemáticas tradicionais a fim de confirmar ou refutar seus achados.

Conforme defende Pentland (2015), o propósito dos estudos científicos é mergulhar em áreas do conhecimento em busca da capacidade de melhorar o padrão de vida em sociedade. Muito embora haja ampla literatura sobre políticas públicas na área de segurança, esta pesquisa buscou ampliar as análises empíricas, sem esquecer dos fundamentos teóricos e com emprego da SNA, abordagem pouco explorada nesse campo de pesquisa.

6. Referências

- Affes, H. (2016). The impact of information and communication technologies on the professional performance of the external auditors in the Tunisian context. *International Journal of Auditing Technology*, 3(1), 63-78. <https://doi.org/10.1504/ijaudit.2016.078173>
- Amani, F. A., & Fadlalla, A. M. (2017). Data mining applications in accounting: A review of the literature and organizing framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 24, 32-58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.12.004>
- Amaral, L. S., Gomes, D. A., Oliveira, A. C. F. M., Oliveira, M. G. F. M., Nunes, J. E. O., Silva, M. M. L., Cordeiro, N. M., Santiago, E. J. P., Santos, A. L. P., Moreira, G. R. (2020). Cluster analysis involving the world corruption perception index: An approach applied to South America. *Research, Society and Development*, 9(7). <https://doi.org/10.33448/rsd-v9i7.4471>
- American Institute of Certified Public Accountants. (2020). *Statement on Standards for Forensic Services*. <https://www.aicpa.org/interestareas/forensicandvaluation/resources/standards/exposure-draft-statement-on-standards-for-forensic-services.html>
- Anessi-Pessina, E., Barbera, C., Langella, C., Manes-Rossi, F., Sancino, A., Sicilia, M., & Steccolini, I. (2020). Reconsidering public budgeting after the Covid-19 outbreak: key lessons and future challenges. *Journal of Public Budgeting, Accounting & Financial Management*, 32(5), 957-965. <https://doi.org/10.1108/JPBAFM-07-2020-0115>
- Aranha, Cezar E., Rossoni, L., & Silva, Wesley M., (2016). Capital social do conselho de administração e desempenho de empresas de capital aberto brasileiras. *Revista de Administração Mackenzie*, 17(1), 15-39.
- Aridhi, Sabeur, & Nguifo, Engelbert M. (2016). Big Graph Mining, Frameworks and Techniques. *Big Data Research*, 6, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2016.07.002>

- Association of Certified Fraud Examiners. (2020). *Report to the Nations, 2020 Global Study on Occupational Fraud and Abuse*. <https://www.acfe.com/report-to-the-nations/2020/>
- Assunção, M. D., Calheiros, R. N., Bianchi, S., Netto, M. A., & Buyya, R. (2015). Big Data computing and clouds, trends and future directions. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 79-80, 3-15. <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2014.08.003>
- Avis, E., Ferraz, C., & Finan, F. (2018). Do Government Audits Reduce Corruption? Estimating the Impacts of Exposing Corrupt Politicians. *Journal of Political Economy*, 126(5), 1912-1964. <https://doi.org/10.1086/699209>
- Awasthi, A. (2012). *Clustering Algorithms for Anti-Money Laundering Using Graph Theory and Social Network Analysis* [Master Research Projects, Universitat Autònoma de Barcelona]. <https://ddd.uab.cat/record/102108>
- Badenhorst, C., & Guerin, C. (2016). Post/Graduate Research Literacies and Writing Pedagogies. In C. Badenhorst & C. Guerin (Eds.). *Research Literacies and Writing Pedagogies for Masters and Doctoral Writers*. (pp. 3-28). Brill.
- Barabási, Albert-László (2016). *Network Science*. Cambridge University Press.
- Barbosa, J. E., Higgins, S. S. S., Cunha, J. V. A., & Ribeiro, A. C. (2016). Capital social e seletividade em redes de coautoria acadêmica: o caso das ciências contábeis no Brasil. *Brazilian Business Review*, 13(6), 239-269. <https://doi.org/10.15728/bbr.2016.13.6.4>
- Bastian, M., Heymann, S., & Jacomy, M. (2009). Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks. *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*. Recuperado em: <https://gephi.org/publications/gephi-bastian-feb09.pdf>
- Bavelas, A. (1950). Communication Patterns in Task-Oriented Groups. *Journal of the Acoustical Society of America*, 22, 725-730.
- Becker, Gary S. (1968). Crime and Punishment: An Economic Approach. *Journal of Political Economy*, 76(2), 169-217. Recuperado em: <http://www.jstor.org/stable/1830482>

- Bhimani, A., & Willcocks, L. (2014). Digitisation, 'Bigdata' and the transformation of accounting information. *Accounting and Business Research*, 44(4), 469-490. <https://doi.org/10.1080/00014788.2014.910051>
- Biggs, N. L., Lloyd, E. K., & Wilson, R. J. (1998). *Graph theory 1736-1936*. Oxford University Press.
- Bondy, J. A., & Murty, U. S. (2008). *Graduate Texts in Mathematics: Graph Theory*. Springer.
- Botes, V., & Saadeh, A. (2018). Exploring evidence to develop a nomenclature for forensic accounting. *Pacific Accounting Review*, 30(2), 135-154. <https://doi.org/10.1108/PAR-12-2016-0117>
- Brayne, S., Levy, K., & Newell, B. C. (2018). Visual Data and the Law. *Law and Social Inquiry*, 43(4), 1149-1163.
- Brunschwig, C. R. (2014). On Visual Law: Visual Legal Communication Practices and Their Scholarly Exploration. <https://ssrn.com/abstract=2405378>
- Carraro, A., Machado, Isis B., Canever, Mário D.; & Boll, José L. S. (2015). Proposta para a estimação da corrupção regional no Brasil. *Política & Sociedade*, 14(31), 326-352. <https://dx.doi.org/10.5007/2175-7984.2015v14n31p326>
- Cassela, S. (2018). Toward a new model of money laundering: is the "placement, layering, integration" model obsolete? *Journal of Money Laundering Control*, 21(4), 494-497. <https://doi.org/10.1108/JMLC-09-2017-0045>
- Chalmers, A. F. (1993). *O que é ciência afinal?* Brasiliense.
- Chang, Zheng (2018). Understanding the Corruption Networks Revealed in the Current Chinese Anti-corruption Campaign: A Social Network Approach. *Journal of Contemporary China*, 27(113), 735-747. <https://doi.org/10.1080/10670564.2018.1458060>

- Cherven, Ken (2015). *Mastering Gephi Network Visualization: produce advanced network graphs in Gephi and gain valuable insights into your network datasets*. Packt Publishing Ltd.
- Colladon, A. F., & Remondi, E. (2017). Using social network analysis to prevent money laundering. *Expert Systems With Applications*, 67, 49-58. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.09.029>
- Colliri, T., & Zhao, L. (2019). Analyzing the Bills-Voting Dynamics and Predicting Corruption-Convictions Among Brazilian Congressmen Through Temporal Networks. *Scientific Reports*, 9. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-53252-9>
- Creswell, John W. (2009). *Research design: qualitative, quantitative, and mixed methods approaches*. Sage.
- Dalenogare, L. S., Benitez, G. B., Ayala, N. F., & Frank, A. G. (2018). The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance. *International Journal of Production Economics*, 204, 383-394. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.08.019>
- Decreto legislativo 6. Reconhece, para os fins do art. 65 da Lei Complementar 101, de 4 de maio de 2000, a ocorrência do estado de calamidade pública, nos termos da solicitação do Presidente da República encaminhada por meio da Mensagem 93, de 18 de março de 2020 (2020). <https://legis.senado.leg.br/norma/31993957>
- DiGabriele, J. A., & Huber, W. D. (2015). Topics and methods in forensic accounting research. *Accounting Research Journal*, 28(1), 98-114. <https://doi.org/10.1108/ARJ-08-2014-0071>
- Diviák, T., Dijkstra, J. K., Snijders, T. A. B. (2019). Structure, multiplexity, and centrality in a corruption network: the Czech Rath affair. *Trends in Organized Crime*, 22, 274-297. <https://doi.org/10.1007/s12117-018-9334-y>

- Drezewski, R., Sepielak, S., & Filipkowski, W. (2015). The application of social network analysis algorithms in a system supporting money laundering detection. *Information Science*, 295, 18-32. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.10.015>
- Dutton, T. (2020). Artificial Intelligence Strategies. <https://medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ec6edfd>
- Eifrem, E. (2019). How graph technology can map patterns to mitigate money-laundering risk. *Computer Fraud & Security*, 10, 6-8. [https://doi.org/10.1016/S1361-3723\(19\)30105-8](https://doi.org/10.1016/S1361-3723(19)30105-8)
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*, 17(3), 37-54. <https://doi.org/10.1609/aimag.v17i3.1230>
- Fazekas, M., & Tóth, István J. (2016). From Corruption to State Capture: A New Analytical Framework with Empirical Applications from Hungary. *Political Research Quarterly*, 69(2), 320-334. <https://doi.org/10.1177/1065912916639137>
- Federal Financial Institutions Examination Council's (2014). *Bank Secrecy Act/Anti-Money Laundering Examination Manual*. https://bsaaml.ffiec.gov/docs/manual/BSA_AML_Man_2014_v2_CDDBO.pdf
- Feigenson, N. (2010). Visual evidence. *Psychonomic Bulletin & Review*, 17, 149-154. <https://doi.org/10.3758/PBR.17.2.149>
- Feigenson, N. (2014). The Visual in Law: Some Problems for Legal Theory. *Law, Culture and the Humanities*, 10(1), 13-23.
- Ferraz, C., & Finan, F. (2011). Electoral accountability and corruption: evidence from the audits of local governments. *American Economic Review*, 101, 1274-1311. <https://doi.org/10.1257/aer.101.4.1274>

- Financial Action Task Force (2005). *Money Laundering & Terrorist Financing Typologies 2004-2005*. https://www.fatf-gafi.org/media/fatf/documents/reports/2004_2005_ML_Typologies_ENG.pdf
- Frederick, Z. H., Huckabee, G., & Feimer, S. (2018). Cartel Cash: Attacking the Financial Operations of the Mexican Drug Cartels. *Journal of Forensic & Investigative Accounting*, 10(1), 56-72.
- Freeman, L. C. (1979). Centrality in Social Networks: conceptual clarification. *Social Networks*, 1, 215-239.
- Fundo Monetário Internacional (2020). *IMF and good governance*. <https://www.imf.org/en/About/Factsheets/The-IMF-and-Good-Governance>
- Gallego, J., Prem, M., & Vargas, J. F. (2020). Corruption in the Times of Pandemia. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3600572
- Garrett, T. A., & Sobel, R. S. (2003), The Political Economy of FEMA Disaster Payments. *Economic Inquiry*, 41(3), 496-509. <https://doi.org/10.1093/ei/cbg023>
- Gepp, A., Linnenluecke, M., O'Neill, T., & Smith, T. (2018). Big data techniques in auditing research and practice: current trends and future opportunities. *Journal of Accounting Literature*, 40, 102-115. <https://doi.org/10.1016/j.acclit.2017.05.003>
- Gil, A. C. (2012). *Métodos e Técnicas de Pesquisa Social*. Atlas.
- Gilmour, N. (2016). Understanding the practices behind money laundering: a rational choice interpretation. *International Journal of Law, Crime and Justice*, 44, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.ijlcrj.2015.03.002>
- Gottschalk, P. (2018). Convenience triangle in white-collar crime: case studies of relationships between motive, opportunity, and willingness. *International Journal of Law, Crime and Justice*, 55, 80-87. <https://doi.org/10.1016/j.ijlcrj.2018.10.001>

- Gregori, M., & Merlone, U. (2020). Comparing operational terrorist networks. *Trends in Organized Crime*. <https://doi.org/10.1007/s12117-020-09381-z>
- Guerin, C. (2016). Connecting the Dots: Writing a Doctoral Thesis by Publication. In C. Badenhorst & C. Guerin (Eds.). *Research Literacies and Writing Pedagogies for Masters and Doctoral Writers*. (pp. 31-50). Brill.
- Hartmann, F. G. (2017). Accounting research: between natural science and practice. *Revista Contabilidade & Finanças*, 28(73), 7-10. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201790160>
- Kaufmann, D., Kraay, A., & Mastruzzi, M. (2010). *The worldwide governance indicators: methodology and analytical issues*. World Bank Policy Research Working Paper No. 5430, <http://documents1.worldbank.org/curated/ar/630421468336563314/pdf/WPS5430.pdf>
- Hauser, Christian (2018). Fighting Against Corruption: Does anti-corruption Training Make Any Difference? *Journal of Business Ethics*, 159, 281-299. <https://doi.org/10.1007/s10551-018-3808-3>
- Hegazy, S., Sangster, A., & Kotb, A. (2017). Mapping forensic accounting in the UK. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, 28, 43-56. <http://dx.doi.org/10.1016/j.intaccaudtax.2016.12.004>
- Hopwood, A. (2007). Whither Accounting Research? *The Accounting Review*, 82(5), 1365-1374.
- Huber, W. D., & DiGabriele, J. A. (2014). Research in forensic accounting - what matters? *Journal of Theoretical Accounting Research*, 10(1), 40-70.
- IBM (2020). *Setting clustering and centrality measures*. https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/SSJSV9_9.2.1/com.ibm.i2.anb.doc/setting_centrality_measures.html

- Imoniana, J. O., Antunes, M. T., & Formigoni, H. (2013). The forensic accounting and corporate fraud. *Journal of Information Systems and Technology Management*, 10(1), 119-144. <https://doi.org/10.4301/S1807-17752013000100007>
- Interpol (2017). *Global strategy on organized and emerging crime*. <https://www.interpol.int/content/download/5582/file/Global%20Strategy%20on%20Organized%20and%20Emerging%20Crime.pdf>
- Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13, 1-20. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>
- Kacanski, S., & Lusher, D. (2017). The Application of Social Network Analysis to Accounting and Auditing. *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences*, 7(3), 182-197.
- KPMG (2016). *Game Changer: The Impact of Cognitive Technology on Business and Financial Reporting*. <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/pdf/2016/05/game-changer-impact-of-cognitive-technology.pdf>
- Leeson, Peter T., & Sobel, Russell S. (2008). Weathering Corruption. *The Journal of Law & Economics*, 51(4), 667-681. <https://doi.org/10.1086/590129>
- Li, X., Cao, X., Qiu, X., Zhao, J., & Zheng, J. (2017). Intelligent Anti-Money Laundering Solution Based upon Novel Community Detection in Massive Transaction Networks on Spark. *Fifth International Conference on Advanced Cloud and Big Data (CBD)*, 176-181. <https://doi.org/10.1109/CBD.2017.38>
- Lima, R. S.; & Gonçalves, A. O (2020). Racionalidade Substantiva em Unidades de Perícia Criminal Federal Contábil-Financeira. *Revista Brasileira de Ciências Policiais*, 11(2), 141-163. <http://dx.doi.org/10.31412%2Frbcp.v11i2.597>

- Louwers, T. J. (2015). The past, present, and future (?) of crime-related forensic accounting methodology. *Accounting Research Journal*, 28(1). <https://doi.org/10.1108/ARJ-04-2015-0047>
- Luna-Pla, I., & Nicolás-Carlock, J. R. (2020). Corruption and complexity: a scientific framework for the analysis of corruption networks. *Applied Network Science*, 5(13), 1-18. <https://doi.org/10.1007/s41109-020-00258-2>
- Lukito, A. S. (2016). Financial intelligent investigations in combating money laundering crime. *Journal of Money Laundering Control*, 19(1), 92-102. <https://doi.org/10.1108/JMLC-09-2014-0029>
- Martínez-Plumed, F., Contreras-Ochando, L., Ferri, C., Hernández Orallo, J., Kull, M., Lachiche, N., . . . Flach, P. A. (2019). CRISP-DM Twenty Years Later: From Data Mining Processes to Data Science Trajectories. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2962680>
- Martínez-Sánchez, J. F., Cruz-García, S., & Venegas-Martínez, F. (2020). Money laundering control in Mexico: a risk management approach through regression trees (data mining). *Journal of Money Laundering Control*, 23(2), 427-439. <https://doi.org/10.1108/JMLC-10-2019-0083>
- Mason, S., & Merga, M. K. (2018). A current view of the Thesis by Publication in the Humanities and Social Sciences. *International Journal of Doctoral Studies*, 13, 139-154. <https://doi.org/10.28945/3983>
- Mauro, P., Medas, P., & Fournier, J. (2019). The cost of corruption. *Finance & Development*, 56(3), 26-29. <https://www.imf.org/external/pubs/ft/fandd/2019/09/the-true-cost-of-global-corruption-mauro.htm>

- Michalak, K., & Korczak, J. (2011). Graph Mining Approach to Suspicious Transaction Detection. *Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems*, 69-75.
- Millena, A. (2013). Análise de redes sociais, classes sociais e marxismo. *Revista Brasileira de Ciências Sociais*, 28(83), 185-194.
- Miller, J. M., & Blumstein, A. (2020). Crime, Justice & the Covid-19 Pandemic: Toward a National Research Agenda. *American Journal of Criminal Justice*, 45, 515–524. <https://doi.org/10.1007/s12103-020-09555-z>
- Ministério da Saúde. (2021). Coronavírus Brasil. <https://covid.saude.gov.br/>
- Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior e Serviços (2017). *Indústria 4.0*. <http://www.industria40.gov.br>
- Morselli, Carlo (2010). Assessing Vulnerable and Strategic Positions in a Criminal Network. *Journal of Contemporary Criminal Justice*, 26(4), 382-392. <https://doi.org/10.1177/1043986210377105>
- Nikolova, E., & Marinov, N. (2017). Do Public Fund Windfalls Increase Corruption? Evidence From a Natural Disaster. *Comparative Political Studies*, 50(11), 1455-1488. <https://doi.org/10.1177/0010414016679109>
- Nye, J. S. (1967). Corruption and Political Development: a cost-benefit analysis. *The American Political Science Review*, 61(2), 417-427. <https://doi.org/10.2307/1953254>
- Opsahl, T., Agneessens, F., & Skvoretz, J. (2010). Node Centrality in weighted networks: generalizing degree and shortest paths. *Social Networks*, 32, 245-251. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2010.03.006>
- Organização Mundial de Saúde. (2021). Coronavirus disease (Covid-19). <https://www.who.int/emergencies/diseases/novel-coronavirus-2019/situation-reports>

- Ostrom, V., & Ostrom, E. (1971). Public Choice: A Different Approach to the Study of Public Administration. *Public Administration Review*, 31(2), 203-216. <https://doi.org/10.2307/974676>
- Owojori, A. A., & Asaolu, T. O. (2009). The Role of Forensic Accounting in Solving the Vexed Problem of Corporate World. *European Journal of Scientific Research*, 29(2), 183-187.
- Payne, B. K. (2020). Criminals Work from Home during Pandemics Too: a Public Health Approach to Respond to Fraud and Crimes against those 50 and above. *American Journal of Criminal Justice*. <https://doi.org/10.1007/s12103-020-09532-6>
- Pentland, Alex (2015). *Social physics: how social networks can make us smarter*. Penguin Books.
- Perkhofer, L. M., Hofer, P., Walchshofer, C., Plank, T., & Jetter, H. (2019). Interactive visualization of big data in the field of accounting: A survey of current practice and potential barriers for adoption. *Journal of Applied Accounting Research*, 20(4), 497-525. <https://doi.org/10.1108/JAAR-10-2017-0114>
- Phillips, J. (2014). *Building a Digital Analytics Organization: Create Value by Integrating Analytical Processes, Technology, and People into Business Operations*. Pearson.
- Porter, S. F., & Crumbley, D. L. (2012). Teaching interviewing techniques to forensic accountants is critical. *Journal of Forensic & Investigative Accounting*, 4(1), 122-146.
- Rehman, S. U., Khan, A. U., & Fong, S. (2012). Graph mining: A survey of graph mining techniques. *Seventh International Conference on Digital Information Management (ICDIM 2012)*, 88-92. <https://doi.org/10.1109/ICDIM.2012.6360146>
- Rezaee, Z., & Wang, J. (2018). Relevance of big data to forensic accounting practice and education. *Managerial Auditing Journal*, 34(3), 268-288. <https://doi.org/10.1108/MAJ-08-2017-1633>

- Ribeiro, F., & Colauto, R. D. (2016). A Relação entre *Board Interlocking* e as Práticas de Suavização de Resultados. *Revista Contabilidade & Finanças*, 27(70), 55-66. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201501320>
- Ribeiro, H. C. M. (2014). Dezoito anos de produção acadêmica do campo do conhecimento Contabilidade sob a ótica dos periódicos internacionais *The International Journal of Accounting* e *The British Accounting Review*. *RACE - Revista de Administração, Contabilidade e Economia*, 13, 1211-1240.
- Ribeiro, H. C. M. (2014a). Corporate governance versus corporate governance: an international review: uma análise comparativa da produção acadêmica do tema governança corporativa. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 11(23), 95-116. <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2014v11n23p95>
- Ribeiro, H. V., Alves, L. G. A., Martins, A. F., Lenzi, E. K., & Perc, M. (2018). The dynamical structure of political corruption networks. *Journal of Complex Networks*, 6(6), 989-1003. <https://doi.org/10.1093/comnet/cny002>
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37-58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Roberts, P. (2017). Making forensic science fit for justice. *Australian Journal*, 49(5), 502-525. <https://doi.org/10.1080/00450618.2016.1243154>
- Robins, G. (2015). *Doing Social Network Research: network-based research design for social scientists*. Sage.
- Robinson, D., & Scogings, C. (2018). The detection of criminal groups in real-world fused data: using the graph-mining algorithm “GraphExtract”. *Security Informatics*, 7(1), 2-16. <https://doi.org/10.1186/s13388-018-0031-9>

- Salas-Molina, F., Rodrigues-Aguilar, J. A., Pla-Santamaria, D., & García-Bernabeu, A. (2019). On the formal foundations of cash management systems. *Operational Research*, 1-15. <https://doi.org/10.1007/s12351-019-00464-6>
- Sanctis, F. M. (2013). *Money laundering through art: a criminal justice perspective*. Springer International Publishing.
- Santos, Marlon O. C. (2019). Corrupção política: a possibilidade de enquadramento da mercancia da influência política nos crimes de corrupção passiva e ativa. *Revista Brasileira de Ciências Policiais*, 10(1), 171-212. <http://dx.doi.org/10.31412%2Frbc.v10i1.630>
- Segars, A. (2018). Seven Technologies Remaking the World. *MIT Sloan Management Review*, 1-19.
- Shafique, U., & Qaiser, H. (2014). A comparative study of data mining process models (KDD, CRISP-DM and SEMMA). *International Journal of Innovation and Scientific Research*, 12(1), 217-222.
- Sheptycki, J. (2020). The politics of policing a pandemic panic. *Australian & New Zealand Journal of Criminology*, 53(2), 157-173. <https://doi.org/10.1177/0004865820925861>
- Silva, B. B., Oliveira, J. G., Moreira, W. d., Soeiro, T. d., & Araújo, J. G. (2018). Produção Acadêmica sobre Perícia Contábil nos Periódicos Nacionais de Contabilidade: uma Análise do Último Decênio. *Revista de Contabilidade da UFBA*, 12, 98-114.
- Sodré, A., & Alves, M. (2010). Relação entre emendas parlamentares e corrupção municipal no Brasil: estudo dos relatórios do Programa de Fiscalização da Controladoria-Geral da União. *Revista de Administração Contemporânea*, 14(3), 414-433. <https://doi.org/10.1590/S1415-65552010000300003>

- Stickle, B., & Felson, M. (2020). Crime Rates in a Pandemic: The Largest Criminological Experiment in History. *American Journal of Criminal Justice*, 45, 525–536. <https://doi.org/10.1007/s12103-020-09546-0>
- Svensson, J. (2000). Foreign aid and rent-seeking. *Journal of International Economics*, 51(2), 437-461. [https://doi.org/10.1016/S0022-1996\(99\)00014-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1996(99)00014-8)
- Tabassum, S., Pereira, F., Fernandes, S., & Gama, J. (2018). Social network analysis: An overview. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 8, 1-21. <https://doi.org/10.1002/widm.1256>
- Taylor, J. (2011). *Forensic Accounting*. Financial Times Prentice Hall/Pearson.
- Teichmann, F. (2020). Recent trends in money laundering. *Crime, Law and Social Change*, 73, 237-247.
- Transparência Internacional (2021). *It is corruption?* <https://www.transparency.org/en/what-is-corruption>
- Troncoso, F., & Weber, R. (2020). A novel approach to detect associations in criminal networks. *Decision Support Systems*, 128, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.113159>
- Tullock, Gordon (1966). Preface. *Public Choice*, 1, i–ii. <https://doi.org/10.1007/BF01718986>
- Valarini, E., & Pohlmann, M. (2019). Organizational crime and corruption in Brazil a case study of the “Operation Carwash” court records. *International Journal of Law, Crime and Justice*, 59, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.ijlcrj.2019.100340>
- Van Onna, J. (2020). From the avalanche to the game: white-collar offenders on crime, bonds and morality. *Crime, Law and Social Change*, 1-27. <https://doi.org/10.1007/s10611-020-09899-x>
- Yamamura, E. (2014). Impact of natural disaster on public sector corruption. *Public Choice*, 161, 385-405. <https://doi.org/10.1007/s11127-014-0154-6>

- Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social network analysis: methods and applications*. Cambridge University Press.
- Wells, J. T. (2014). *Principles of Fraud Examination*. Wiley.
- West, J., & Bhattacharya, M. (2016). Intelligent Financial Fraud Detection: A Comprehensive Review. *Computers & Security*, 57, 47-66. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2015.09.005>
- Whitley, R. (1986). The Transformation of Business Finance into Financial Economics: The Roles of Academic Expansion and Changes in U.S. Capital Markets. *Accounting, Organizations and Society*, 11(2), 171-192.
- Whittington, G. (1987). Positive accounting: A review article. *Accounting and business research*, 17(68), 327-336.
- Williams, P. F. (2017). Jumping on the wrong bus: Reflections on a long, strange journey. *Critical Perspectives on Accounting*, 49, 76-85. <https://doi.org/10.1016/j.cpa.2017.10.004>
- Zhao, S. X., Rousseau, R., & Ye, F. Y. (2011). h-Degree as a basic measure in weighted networks. *Journal of Informetrics*, 668-677.
- Zhao, S. X., & Ye, F. Y. (2012). Exploring the directed h-degree in directed weighted networks. *Journal of informetrics*, 619-630.

Apêndices

Apêndice 1

Medidas provisórias relacionadas à pandemia do Covid-19 (ano 2020)

Nº	Data	Cod.	Valor (R\$)	Nº	Data	Cod.	Valor (R\$)	Nº	Data	Cod.	Valor (R\$)
921	07/fev	21C0	11.287.803	962	06/mai	21C0	418.800.000	989	08/jul	21C0	282.239.022
924	13/mar	21C0	5.099.795.979	963	07/mai	0454	5.000.000.000	989	08/jul	2E89	43.059.135
929	25/mar	21C0	382.000.000	965	13/mai	21C0	408.869.802	989	08/jul	2E90	23.049.729
929	25/mar	8442	3.037.598.000	967	19/mai	21C0	5.566.379.351	990	09/jul	00S8	3.000.000.000
935	01/abr	21C2	51.641.629.500	969	20/mai	21C0	10.000.000.000	991	15/jul	00S9	160.000.000
937	02/abr	00S4	98.200.000.000	970	25/mai	00S4	28.720.000.000	994	06/ago	21C0	1.994.960.005
939	02/abr	00S3	16.000.000.000	970	25/mai	20TP	320.112.746	997	31/ago	00EE	12.000.000.000
940	02/abr	21C0	9.444.373.172	970	25/mai	212B	18.147.908	999	02/set	00SF	67.600.886.209
941	02/abr	21C0	2.113.789.466	972	26/mai	00EE	15.900.000.000	1001	15/set	21C0	264.866.289
942	02/abr	21C0	639.034.512	976	04/jun	212H	20.000.000	1002	23/set	00SG	10.000.000.000
943	03/abr	00S5	34.000.000.000	976	04/jun	21C0	4.469.224.000	1004	24/set	21C0	1.682.804.743
947	08/abr	21C0	2.600.000.000	977	04/jun	00ED	20.000.000.000	1007	02/out	21C0	98.270.969
949	08/abr	00NY	900.000.000	978	04/jun	00S7	60.189.488.452	1008	26/out	21C0	228.000.000
956	24/abr	00S4	25.720.000.000	985	25/jun	21C0	300.000.000	1015	17/dez	21C0	19.911.094.462
957	24/abr	21C0	500.000.000	988	30/jun	00S4	101.600.000.000	1020	29/dez	00EE	10.193.233.748
			<i>Continua...</i>				<i>Continua...</i>				Total 630.702.995.002

Nota: Fonte: <https://www.congressonacional.leg.br/materias/medidas-provisorias>. As

medidas provisórias 1004 e 1015 possuíam os valores iniciais de R\$2.513.700.000,00 e

R\$20.000.000.000,00, mas foram reabertas em 2021 com os valores constantes da tabela.

Elaborada pelo autor.

Apêndice 2

Ações orçamentárias elencadas nas medidas provisórias (ano 2020)

Código	Título	Valor (R\$)
00S4	Auxílio Emergencial de Proteção Social a Pessoas em Situação de Vulnerabilidade, Devido à Pandemia do Covid-19 - Nacional (Crédito Extraordinário)	254.240.000.000
00SF	Auxílio Emergencial Residual para Enfrentamento da Emergência de Saúde Pública de Importância Internacional Decorrente do Coronavírus (Covid-19) - Nacional (Crédito Extraordinário - Covid-19)	67.600.886.209
21C0	Enfrentamento da emergência de saúde pública de importância internacional decorrente do Coronavírus	66.415.789.575
00S7	Auxílio Financeiro aos Estados, ao Distrito Federal e aos Municípios relacionado ao Programa Federativo de Enfrentamento ao Covid-19 - Nacional (Crédito Extraordinário - Covid-19)	60.189.488.452
21C2	Benefício Emergencial de Manutenção do Emprego e da Renda - Nacional (Crédito Extraordinário)	51.641.629.500
00EE	Integralização de cotas no Fundo Garantidor de Operações - FGO para o Programa Nacional de Apoio às Microempresas e Empresas de Pequeno Porte - Pronampe - Nacional (Crédito Extraordinário - Covid-19)	38.093.233.748
00S5	Concessão de Financiamentos para o Pagamento da Folha salarial, devido à Pandemia do Covid-19 - Nacional (Crédito Extraordinário)	34.000.000.000
00ED	Integralização de cotas do Fundo Garantidor de Crédito para Micro, Pequenas e Médias Empresas para o Programa Emergencial de Acesso a Crédito - Nacional (Crédito Extraordinário - Covid-19)	20.000.000.000
00S3	Auxílio Financeiro aos Estados, ao Distrito Federal e aos Municípios para Compensação da Variação Nominal Negativa dos Recursos Repassados pelo Fundo de Participação - Nacional (Crédito Extraordinário)	16.000.000.000
00SG	Aporte para Agente Financeiro BNDES para a Concessão de Empréstimos no âmbito do Programa Emergencial de Acesso a Crédito PEAC - Maquininhas - Nacional (Crédito Extraordinário - Covid-19)	10.000.000.000
0454	Financiamento da Infraestrutura Turística Nacional - Nacional (Crédito Extraordinário)	5.000.000.000
8442	Transferência de Renda Diretamente às Famílias em Condição de Pobreza e Extrema Pobreza (Lei nº 10.836, de 2004) - Nacional (Crédito Extraordinário)	3.037.598.000
00S8	Auxílio Financeiro aos Estados, ao Distrito Federal e aos Municípios relacionado ao Apoio Emergencial do Setor Cultural devido à Pandemia do Covid-19 - Nacional (Crédito extraordinário - Covid-19)	3.000.000.000
00NY	Transferência de Recursos para a Conta de Desenvolvimento Energético (Lei nº 10.438, de 26 de abril de 2002) - Nacional (Crédito Extraordinário)	900.000.000
20TP	Ativos Cíveis da União - Nacional (Crédito Extraordinário)	320.112.746
00S9	Auxílio Emergencial às Instituições de Longa Permanência para Idosos - ILPIs, Devido à Pandemia do Covid-19 - Nacional (Crédito Extraordinário - Covid-19)	160.000.000
2E89	Incremento Temporário ao Custeio dos Serviços de Atenção Básica em Saúde para Cumprimento de Metas - Nacional (Crédito Extraordinário - Covid-19)	43.059.135
2E90	Incremento Temporário ao Custeio dos Serviços de Assistência Hospitalar e Ambulatorial para Cumprimento de Metas - Nacional (Crédito Extraordinário - Covid-19)	23.049.729
212H	Manutenção de Contrato de Gestão com Organizações Sociais (Lei nº 9.637, de 15 de maio de 1998) - Nacional (Crédito Extraordinário)	20.000.000
212B	Benefícios Obrigatórios aos Servidores Cíveis, Empregados, Militares e seus Dependentes - Nacional (Crédito Extraordinário)	18.147.908
Total		630.702.995.002

Nota: Fonte: <https://www.congressonacional.leg.br/materias/medidas-provisorias>. Elaborada pelo autor.

Apêndice 3

Previsão orçamentária regionalizada para ação 21C0 nas Medidas Provisórias (ano 2020)

Regionalização	Valor previsto (R\$)	Regionalização	Valor previsto (R\$)
Nacional	64.236.000.109	Alagoas	89.573.685
Pará	219.529.565	Distrito Federal	70.825.704
São Paulo	219.529.565	No Exterior	66.000.000
Bahia	211.508.175	Rio Grande do Norte	65.343.506
Ceará	181.066.340	Roraima	58.528.036
Maranhão	131.191.543	Acre	57.130.257
Amazonas	116.834.308	Sergipe	56.929.929
Amapá	109.144.380	Minas Gerais	34.216.174
Goiás	107.782.641	Tocantins	31.260.368
Rio Grande do Sul	99.327.590	Rondônia	30.991.725
Rio de Janeiro	97.697.820	Paraíba	27.300.029
Pernambuco	92.621.248	Mato Grosso do Sul	5.456.878
	<i>Continua...</i>	Total	66.415.789.575

Nota: Fonte: <https://www.congressonacional.leg.br/materias/medidas-provisorias>. Os valores orçamentários destinados ao exterior foram previstos na Medida Provisória 962, de 06/05/2020, tendo como favorecido o Ministério das Relações Exteriores. Não houve previsão nas medidas provisórias para os estados de Santa Catarina, Paraná, Mato Grosso, Espírito Santo e Piauí. Elaborada pelo autor.

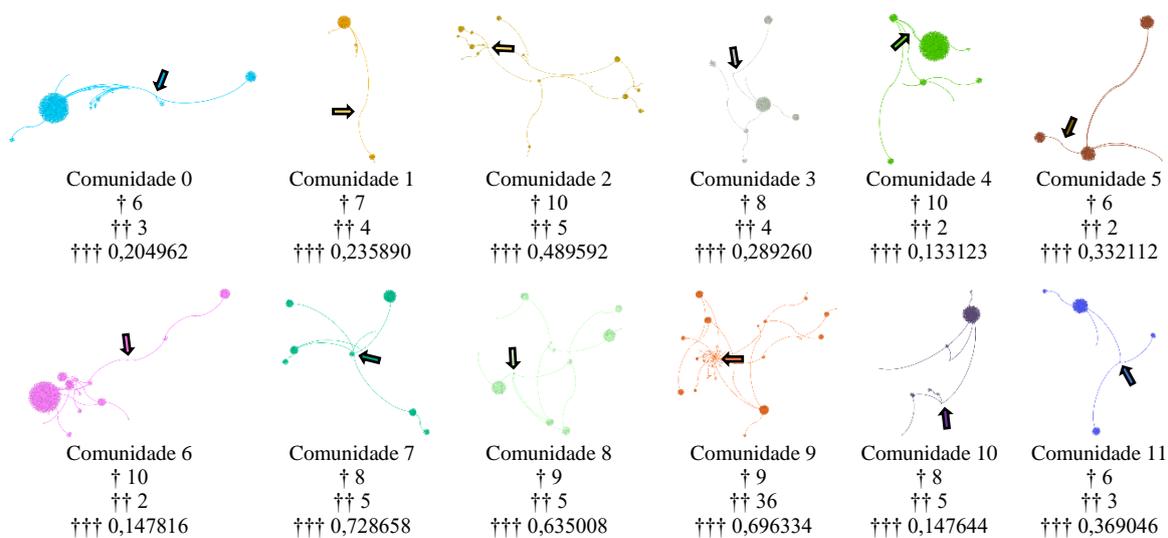
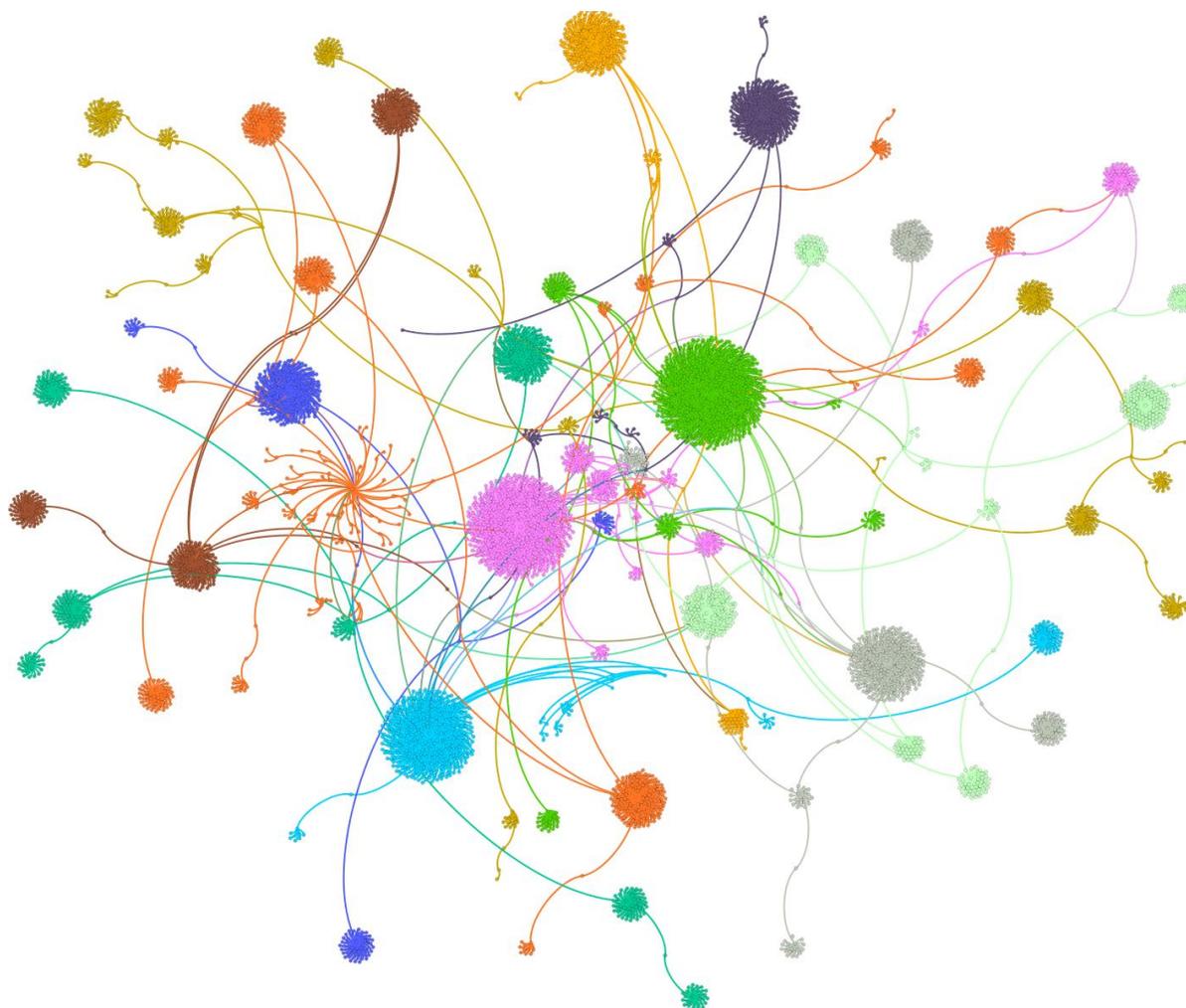
Execução na ação orçamentária 21C0, local do favorecido pelo empenho (ano 2020)

UF	Empenhado	Qtd de empenhos	Liquidado	Pago
DF	36.886.431.406,90	31.612	36.207.860.583,01	35.406.468.608,67
SP	1.930.158.687,50	7.678	1.645.738.724,52	1.631.800.177,11
RJ	1.565.282.865,30	4.910	1.141.771.659,15	1.122.627.662,99
MG	484.486.315,40	3.469	393.227.161,66	383.836.691,25
PR	449.757.214,62	2.909	396.063.585,39	392.417.775,16
SC	425.422.622,49	1.972	269.876.193,86	267.114.655,52
GO	376.446.032,81	2.195	322.168.086,08	315.745.786,80
BA	316.650.478,41	1.762	294.264.068,40	291.515.591,29
PA	313.892.562,37	992	274.589.222,95	274.393.010,41
RS	299.835.864,43	5.431	260.075.219,05	256.121.246,75
CE	295.481.260,24	1.148	289.677.319,50	286.683.112,14
AM	247.429.416,37	1.411	216.664.322,68	209.843.084,50
PE	237.130.533,18	1.271	230.672.406,55	220.251.939,41
MA	213.861.907,98	627	211.377.474,14	205.983.430,79
AP	151.685.434,37	180	148.706.151,13	148.072.788,76
AL	147.033.628,89	394	132.350.137,76	127.406.442,57
RN	103.766.987,96	684	91.459.406,47	91.121.150,04
PB	87.451.695,10	507	83.590.209,30	81.079.958,78
SE	84.907.284,32	263	83.913.208,14	83.052.173,47
RR	83.539.433,65	176	82.761.146,49	80.860.286,32
AC	81.985.814,17	123	65.872.510,44	65.770.713,34
MS	66.265.016,80	993	55.901.504,59	55.592.802,90
TO	62.956.113,88	270	53.986.409,00	52.231.300,07
ES	60.411.516,97	899	56.848.917,47	56.177.477,09
PI	54.795.762,21	403	54.606.328,67	54.212.227,82
RO	51.456.506,77	382	47.251.160,73	45.062.918,21
MT	23.259.693,10	496	20.893.784,84	20.620.778,53
NÃO INFORMADO	2.010.225.317,53	747	1.764.994.391,36	1.675.006.533,54
NÃO APLICÁVEL	2.057.305,16	25	1.634.347,15	1.593.425,67
Total	47.114.064.678,87	73.929	44.898.795.640,47	43.902.663.749,89

Nota: Valores em Reais. Fonte: <https://www12.senado.leg.br/orcamento/sigabrazil>. Elaborada pelo autor.

Apêndice 4

Comunidades no Giant Component



Apêndice 5

Esclarecimento sobre as bases de dados do capítulo 3.

Em um esforço para anonimizar os conjuntos de dados, todas as contas bancárias, nome dos titulares e números de CPF/CNPJ (equivalente ao National Insurance Number no Reino Unido ou similar ao Social Security Number nos EUA) foram alterados usando funcionalidades em Java (linguagem de programação). No entanto, testes para determinar a similaridade entre os conjuntos de dados originais e anonimizados (incluindo, mas não se limitando às comparações de medidas de centralidade) indicaram que as características originais da rede não eram preservadas após o processo de anonimização, o que poderia enviesar os resultados. Para preservar informações restritas e manter os dados confidenciais, as bases de dados utilizadas na pesquisa não foram disponibilizadas em nenhum meio, tampouco compartilhada com outros pesquisadores. Embora isso constitua uma limitação do estudo, tal procedimento pode ser justificado como o único meio realista de incluir a perspectiva de dados reais na pesquisa acadêmica, além de preservar todo o sigilo estabelecido por lei.