

Aplicação e melhoria de análise de grafos em relatórios de inteligência financeira

Application and improvement of graph analysis in financial intelligence reports

Roberto Zaina
Gustavo Meideiros de Araujo
Adilson Luiz
Edgar Bisset

RESUMO

Objetivo: Desenvolver um método para a identificação automática de elementos relevantes em relatórios de inteligência financeira (RIF) para facilitar análise destes elementos em grafo.

Desenho/ Metodologia/ Enfoque: Inicialmente, explicamos a adoção de uma métrica específica para indicar suspeitas de lavagem de dinheiro, que é o uso de interpostas pessoas, comumente conhecidas como “laranjas”. Uma forma de se identificar tais pessoas é verificar coincidências de pessoas como empregadas e sócias de empresas que operaram entre si. Detalhamos a metodologia adotada, que se iniciou com a tabulação das operações financeiras do Relatório de Inteligência Financeira e depois com a coleta dos dados relativos aos quadros societários das empresas e dos vínculos empregatícios dos sócios. Posteriormente, foi explicado o desenvolvimento de um *script* de extração, tratamento e carga dos dados em um programa de *Business Intelligence* (BI), que trouxe como resultado uma tabela com as prováveis interpostas pessoas.

Resultados/ Discussões: Com a compilação dos dados gerados pela ferramenta de BI, juntamente com os demais dados provenientes de outras fontes como receita federal do Brasil, foram importados para um programa de análise de vínculos, que permite visualizar os dados por meio de grafos. O resultado final foi um grafo que destaca as pessoas suspeitas de serem interpostas pessoas (“laranjas”) e, desta forma, facilita a análise do investigador.

Conclusões: O trabalho desenvolvido gerou um modelo que pode ser aplicado para análise de diversos crimes financeiros. É possível incluir diferentes métricas que são adequadas ao modus operandi do tipo de crime financeiro. Os modus operandi são mapeados pela Coaf (Conselho de Controle de Atividades Financeiras) do Ministério da Fazenda e podem ser expressos por regras de BI. Os resultados do processamento dessas regras são carregados em outra ferramenta de análise de vínculo, destacando os principais envolvidos na investigação criminal.

Palavras-chave: Lavagem de Dinheiro; Interpostas Pessoas; Grafos.


ABSTRACT

Objective: develop a method for the automatic identification of relevant elements in Financial Intelligence Reports.

Methodology: Initially, we explained the adoption of a specific metric to indicate suspicions of money laundering, which is the use of interposed people, commonly known as “oranges”. One way to identify such people is to verify coincidences of people as employees and members of companies

Roberto Zaina:* Policia Federal, Brasil.


rzaina@gmail.com

 0000-0002-1887-5951

Gustavo Meideiros de Araujo:


Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil.

adilson.pinto@ufsc.br

 0000-0002-4142-2061


Adilson Luiz Pinto: Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil.

adilson.pinto@ufsc.br

 0000-0002-4142-2061

Edgar Bisset: Universidade Federal de Santa Catarina, Brasil.

edgar.bisset@ufsc.br

 0000-0002-5388-5944

Como citar: Zaina, R.; de Araujo, G. M.; Pinto, A. L.; & Bisset, E. (2019). Aplicação e melhoria de análise de grafos em relatórios de inteligência financeira. *Bibliotecas. Anales de Investigación; 15*(3), 333-348.

Recebido: 6 de novembro de 2018

Revisado: 18 de fevereiro de 2019

Aprovado: 26 de fevereiro de 2019

* Autor correspondente.

that operated among themselves. We detail the methodology adopted, which began with the tabulation of the financial operations of the Financial Intelligence Report and then with the collection of data related to the companies' corporate staff and the employment relationships of the members. Subsequently, we explained the development of a script for extracting, processing and loading data into a Business Intelligence (BI) program, which resulted in a table of probable interposing people.

Results / Discussion: *With the compilation of the data generated by the BI tool, along with the other data from other sources as federal revenue from Brazil, were imported into a link analysis program, which allows visualizing the data through graphs. The end result was a graph highlighting people suspected of being interposed people ("oranges") and, thus, facilitates the researcher's analysis.*

Conclusions: *The work developed generated a model that can be applied to analyze several financial crimes. It is possible to include different metrics that are appropriate to the modus operandi of the type of financial crime. The modus operandi are mapped by the Coaf (Council for Control of Financial Activities) of the Ministry of Finance and can be expressed by BI rules. The results of processing these rules are loaded into another link analysis tool, highlighting the key players involved in criminal investigation.*

Keywords: *Money laundry; Interposed People; Graphs*

Introdução

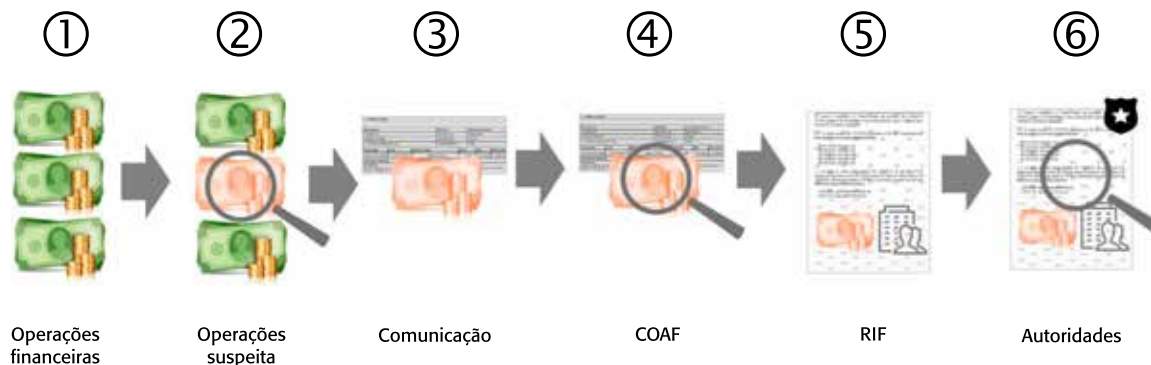
A investigação criminal é um conjunto de diligências que visam apurar a existência de um crime (BRAZ, 2013). Um dos crimes de maior complexidade para apuração é o de lavagem de dinheiro, principalmente porque se caracteriza pela ocultação ou dissimulação dos ativos financeiros de origem criminosa, o que dificulta sobremaneira o trabalho investigativo.

A lavagem de dinheiro consiste em uma série de operações que visam dar aparência lícita a recursos oriundos de atividades ilegais. Neste crime, o dinheiro proveniente de atividades criminosas é introduzido nos circuitos financeiros legais, por meio de complexas operações que promovem a desvinculação da origem ilícita dos valores (Oliveira, 2012).

É um crime muito danoso à sociedade por vários aspectos, principalmente pelos prejuízos que causa à ordem econômica e à administração da justiça. O "dinheiro sujo" na economia provoca distorções nos mercados financeiros, causa oscilações em bolsas de valores e prejudica negócios legítimos que não contam com o aporte fácil de dinheiro ilícito (Aras, 2007).

Já em relação à administração da justiça, a lavagem de dinheiro prejudica a capacidade estatal para descobrir a origem dos ativos de origem ilícita. Isto porque os investigadores terão que rastrear mais etapas para chegar na origem dos bens e valores oriundos do crime.

Neste tipo de investigação as informações básicas a serem analisadas são as transações bancárias, as declarações fiscais e as operações financeiras suspeitas. Estas últimas constam em documentos chamados de "Relatórios de Inteligência Financeira" (RIF), que são produzidos pelo Conselho de Controle de Atividades Financeiras (COAF) em um processo chamado de "Inteligência Financeira", que pode ser esquematizado conforme a Figura 1:

Figura 1. Processo de inteligência financeira.

Fonte: elaborado pelo autor.

Este processo da Figura 1 é disciplinado pela Lei 9.613/98, conhecida como Lei de Lavagem de Dinheiro, e se constitui das seguintes etapas:

Etapa 1: ilustra as operações que ocorrem no sistema financeiro nacional. Podem ser transações bancárias, investimentos em ações de empresas, aquisições de títulos de previdência, contratações de seguros ou compra de bens móveis e imóveis, entre outros.

Etapa 2: representa o monitoramento que é realizado pelas pessoas obrigadas pelo artigo 9 da Lei 9.613/98 e que é feito sobre as transações de seus clientes. São exemplos de pessoas jurídicas obrigadas as instituições bancárias, as corretoras de valores mobiliários, as seguradoras e as imobiliárias. Mas também há pessoas físicas obrigadas a comunicar operações suspeitas, especialmente as que atuam no mercado financeiro, tais como contadores e consultores.

Etapa 3: simboliza a detecção de operações suspeitas, decorrentes do monitoramento da etapa anterior. As características de operações suspeitas são definidas por normas dos órgãos reguladores das pessoas obrigadas, como, por exemplo, pelo Banco Central do Brasil (BCB), pela Comissão de Valores Mobiliários (CVM) e pela Superintendência de Seguros Privados (SUSEP).

Etapa 4: após detectadas, as operações suspeitas são comunicadas pelas pessoas obrigadas ao COAF, por meio de um sistema denominado SISCOAF,¹ que funciona pela internet.

Etapa 5: ao receber comunicações, o COAF as examina em conjunto com outras informações em sua base de dados. Nesta análise, ao concluir pela existência de indícios de ilicitude, o COAF elabora o Relatório de Inteligência Financeira (RIF).

Etapa 6: o RIF, geralmente, é difundido para órgãos de persecução criminal, como Polícia Federal, Ministério Público Federal, Polícias Civis e Ministérios Públicos Estaduais. Mas também pode ser destinado para outros órgãos, dependendo da natureza dos fatos suspeitos.

Ao ser recebido na Polícia Federal, o RIF será analisado em conjunto com outros dados e informações, no intuito de verificar se as operações financeiras nele descritas contêm indícios de crimes,

1. <https://siscoaf.fazenda.gov.br/siscoaf-internet/pages/siscoafInicial.jsf>

especialmente o de lavagem de dinheiro, o que pode fundamentar a instauração de um procedimento investigativo formal.

Problemas

Em uma apuração de lavagem de dinheiro os investigadores precisam levantar dados sobre uma grande quantidade de pessoas e empresas e analisar um expressivo volume de operações financeiras entre elas, em busca de indícios de ocultação ou dissimulação de valores ou bens de origem criminosos. Entre as informações analisadas em investigações de lavagem estão as descritas em Relatórios de Inteligência Financeira, que comumente contém centenas de registros de operações financeiras suspeitas, envolvendo dezenas de pessoas e empresas.

Diante disso, revelam-se como dois grandes problemas para a investigação de lavagem de dinheiro, especialmente quando envolvem a análise de Relatórios de Inteligência Financeira:

- 1) Grande volume de dados;
- 2) Complexidade das informações.

Objetivos

Para resolver o grande volume de dados e a complexidade das informações em análises de Relatórios Inteligência Financeira, apresenta-se como possibilidade a utilização de ferramentas tecnológicas avançadas, sobretudo as de análise de vínculos e as de *business intelligence*.

Sendo assim, o objetivo geral deste estudo é desenvolver métodos de aplicação de tecnologias de análise de dados em Relatórios de Inteligência Financeira. E os objetivos específicos são:

- a) Desenvolver um modelo para a utilização de ferramenta de Análise de Vínculos em operações financeiras suspeitas de Relatórios de Inteligência Financeira;
- b) Desenvolver um modelo para a utilização de ferramenta de *Business Intelligence* em operações financeiras suspeitas de Relatórios de Inteligência Financeira;
- c) Desenvolver um modelo para a utilização de ferramenta com linguagem *Python* em operações financeiras suspeitas de Relatórios de Inteligência Financeira;

Revisão da literatura

Em 02/11/2018 foi realizada uma revisão sistemática de literatura (RSL) sobre o uso de tecnologias de análise de dados em investigações de lavagem de dinheiro. Para isso foi definida a seguinte questão de pesquisa: quais as aplicações de tecnologias de análise de vínculos e de *business intelligence* em investigações de lavagem de dinheiro foram propostas na literatura?

Diante disto, o principal termo escolhido para as consultas foi “*money laundering*”, combinado com os seguintes termos secundários: “*link analysis*”, “*social network analysis*”, “*business intelligence*”

e “OLAP”. Foram escolhidas as seguintes bases de dados, por serem reconhecidas internacionalmente e pela grande quantidade de publicações indexadas: *Web of Science*, *Scopus* e *IEEE Xplore Digital Library*. Para possibilitar o estudo de todo o conteúdo das publicações foi colocado “Acesso aberto” como um dos parâmetros de busca. O resultado é o mostrado no Quadro 1:

Quadro 1. Resultados das consultas iniciais nas bases *Web of Science*, *SCOPUS* e *IEEE*.

Base de dados	Campo	String de pesquisa	Qtde.
<i>Web of Science</i>	Tópico	TS=((“link analysis” OR “social network analysis”) AND (“money laundering”))	0
		TS=((“business intelligence” or “OLAP”) AND (“money laundering”))	1
<i>Scopus</i>	Abstract	(TITLE-ABS-KEY(“link analysis” OR “social network analysis”) AND (“money laundering”))	3
		(TITLE-ABS-KEY(“business intelligence” OR “OLAP”) and (“money laundering”))	3
<i>IEEE</i>	Abstract	((“Abstract”：“money laundering”) AND (“Abstract”：“link analysis” OR “Abstract”：“social network analysis”))	4
		((“Abstract”：“money laundering”) AND (“Abstract”：“business intelligence” OR “Abstract”：“OLAP”))	1
TOTAL			12

Estas 12 publicações foram analisadas e apenas 1 foi selecionada como relevante para o presente estudo. Diante disto, foi necessária a expansão da busca, adotando o termo “crime”, por ser mais amplo que “lavagem de dinheiro”. Então, foram realizadas novas consultas, substituindo o termo “*money laundering*” por “*crime*”. Porém, considerando que esta é uma palavra muito comum, nas bases *SCOPUS* e *IEEE* se decidiu procurá-la somente no título. Os resultados destas novas consultas são mostrados no Quadro 2:

Quadro 2. Consultas complementares nas bases *Web of Science*, *SCOPUS* e *IEEE*.

Base de dados	Campo	String de pesquisa	Qtde.
<i>Web of Science</i>	Tópico	TS=((“link analysis” OR “social network analysis”) AND (“crime”))	11
		TS=((“business intelligence” OR “OLAP”) AND (“crime”))	1
<i>Scopus</i>	Title e Abstract	(TITLE(“link analysis” or “social network analysis”) and TITLE-ABS-KEY(“crime”))	4
		(TITLE (“business intelligence” OR “OLAP”) AND TITLE-ABS-KEY(“crime”))	0
<i>IEEE</i>	Document Title e Abstract	((“Abstract”：“crime”) AND (“Document Title”：“link analysis” OR “Document Title”：“social network analysis”))	5
		((“Abstract”：“crime”) AND (“Document Title”：“business intelligence” OR “Document Title”：“OLAP”))	0
TOTAL			21

Entre estas 21 publicações tinham 1 duplicada que, então, foi excluída. As 20 restantes foram analisadas e 4 foram selecionadas como relevantes, o que também é uma pequena quantidade. Diante disto, decidiu-se buscar publicações em português em um mecanismo de busca não científico, que é o *Google Scholar*. Para tanto, foram adotados os seguintes termos de busca, no título: “lavagem de dinheiro” ou “lavagem de ativos”, “investigação criminal” ou “crime”, combinados com os termos “análise de vínculos” ou “*business intelligence*”. O resultado está no Quadro 3:

Quadro 3. Consultas complementares no mecanismo de busca Google Scholar.

Base de dados	Campo	String de pesquisa	Qtde.
Google Scholar	Título	allintitle: lavagem dinheiro OR ativos "análise de vínculos"	1
		allintitle: lavagem dinheiro OR ativos "business intelligence"	0
		allintitle: "investigação criminal" "análise de vínculos"	1
		allintitle: "investigação criminal" "business intelligence"	0
		allintitle: crime "análise de vínculos"	0
		allintitle: crime "business intelligence"	1
TOTAL			3

Destas 3 publicações, 2 foram selecionadas e uma foi excluída por não estar no contexto de investigação criminal. Ao final das 3 consultas, 7 publicações foram selecionadas como relevantes para o presente estudo, conforme o Quadro 4:

Quadro 4. Publicações relevantes.

Nr	Referência bibliográfica	Autores
1	Bichler, G., Malm, A., & Cooper, T. (2017). Drug supply networks: a systematic review of the organizational structure of illicit drug trade. <i>Crime Science</i> , 6(1), 2. Disponível em: https://doi.org/10.1186/s40163-017-0063-3	Bichler, Malm e Cooper (2017)
2	Duijn, P. A. C., & Sloot, P. M. (2015). From data to disruption. <i>Digital Investigation</i> , 15, 39-45. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.diin.2015.09.005	Duijn e Sloot (2015)
3	Tayebi, M. A., E Glasser, U. Investigating organized crime groups: A social network analysis perspective. In Proceedings of the 2012 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, ASONAM 2012 (pp. 565–572). 2012. Disponível em: https://doi.org/10.1109/ASONAM.2012.96	Tayebi e Glasser (2012)
4	Rostami, A., & Mondani, H. (2015). The complexity of crime network data: A case study of its consequences for crime control and the study of networks. <i>PLoS one</i> , 10(3), e0119309. Disponível em: https://doi.org/10.1371/journal.pone.0119309	Rostami e Mondani (2015)
5	Duijn, P. A., Kashirin, V., & Sloot, P. M. (2014). The relative ineffectiveness of criminal network disruption. <i>Scientific reports</i> , 4, 4238. Disponível em: https://doi.org/10.1038/srep04238	Duijn, Kashirin e Sloot (2014)
6	Romão, C. F. (2014). A Utilização de Ferramentas de Análise de Vínculos no Combate aos Crimes de Lavagem de Ativos. <i>Revista Brasileira de Ciências Policiais</i> , 4(1), 35-67. https://periodicos.pf.gov.br/index.php/RBCP/article/view/134	Romão (2014)
7	Ferro Júnior, C.M.; & Dantas, GFL. (2006). A descoberta e a análise de vínculos na complexidade da investigação criminal moderna. http://egov.ufsc.br/portal/sites/default/files/anexos/13124-13125-1-PB.pdf	Ferro Júnior e Dantas (2006)

Considerando a pequena quantidade de publicações resultantes das pesquisas realizadas, pode-se concluir pela pouca exploração científica sobre a aplicação das tecnologias de análise de vínculos ou de *business intelligence* em investigações criminais de lavagem de dinheiro. Bichler, Malm e Cooper (2017) apresentam um estudo usando análise de vínculos ("*social network analysis*") para documentar a estrutura dos grupos criminosos envolvidos no tráfico de drogas. Com o uso deste tipo de tecnologia, os investigadores conseguem mapear a estrutura do grupo criminoso, identificar atores e grupos específicos que controlam as principais atividades do mercado, inclusive relacionados à lavagem de dinheiro. Pelo uso da análise de vínculos, os autores concluíram que as redes de tráfico de drogas

tendem a se espalhar a partir de um núcleo relativamente denso em estruturas de cadeia curta. Seus estudos também mostram que essas estruturas são aparentes em todo o sistema de distribuição de drogas. Estratégias de interrupção direcionadas a indivíduos com alta centralidade e capital humano provavelmente incluirão os líderes e outros membros visíveis da rede de distribuição de drogas, e isso deve levar a um controle do crime mais bem-sucedido.

Duijn e Sloot (2015) explicam que os órgãos de justiça criminal estão buscando estratégias mais eficazes para investigar as redes criminosas, buscando compreender como elas operam e se adaptam ao longo do tempo. Os autores defendem que o *“big data analytics”* é uma ferramenta importante para o estudo do crime organizado. Também propõem que uma integração mais profunda de diferentes disciplinas científicas pode reunir o conhecimento adequado e ferramentas para descobrir essa complexidade dinâmica das atividades criminosas. Ainda, que interações entre acadêmicos e policiais podem ajudar neste sentido.

Tayebi e Glasser (2012) falam de métodos de análise de vínculos (*“social network analysis”*) e de mineração de dados (*“data mining”*) com o objetivo de identificar as estruturas do crime organizado. Explicam que o controle do crime exige a investigação de redes criminosas, organizações criminosas e suas atividades ilegais, constituindo um problema para a aplicação da lei e a justiça criminal. Os autores, partindo de um conjunto de dados sobre crimes com 4,4 milhões de registros, conseguiram detectar mais de 20.000 grupos de criminosos, sendo cerca de 1.800 grupos ativos.

Rostami e Mondani (2015) abordam como a análise de vínculos (*“social network analysis”*) está se tornando um componente importante nos estudos de redes criminosas e na análise de inteligência criminal. Com base em um conjunto de dados, os autores construíram redes (grafos) e as compararam calculando as medidas de distância, centralidade e agrupamento. Com isto, eles constataram como diferentes fontes de dados sobre o mesmo objeto de estudo têm impacto fundamental nos resultados, pois os mesmos indivíduos têm diferentes classificações de importância, dependendo do conjunto de dados e da medida.

Duijn, Kashirin e Sloot (2014) explicam que existem uma grande preocupação para encontrar estratégias mais eficazes para controlar redes criminosas. Os autores fizeram estudos com modelagem computacional e com análise de vínculos (*“social network analysis”*) com dados de inteligência criminal da Polícia Holandesa, abordando sobre estratégias de ataque e interrupção das atividades de organizações criminosas.

Romão (2014) aborda a utilização das ferramentas de análise de vínculos na investigação dos crimes de lavagem de dinheiro, explicando que estas aplicações desempenham papel importante na identificação e demonstração dos relacionamentos existentes entre os envolvidos nos crimes. O autor ressalta que a análise de vínculos permite a visualização e a compreensão das estruturas das organizações investigadas por crimes de lavagem de dinheiro.

Ferro Júnior e Dantas (2006) explicam que a atividade de investigação policial está sendo auxiliada com as mais modernas metodologias

da Tecnologia da Informação (TI) e da gestão do conhecimento, especialmente para o processamento e a análise de grandes quantidades de dados. Enfatizam que é importante a identificação de vínculos delitivos e que, então, a análise de vínculos representa uma ampliação da capacidade cognitiva dos investigadores policiais, no sentido da determinação da autoria e materialidade de delitos cada vez mais complexos, entre eles corrupção, lavagem de dinheiro, e terrorismo. Concluem que a análise de vínculos representa um poderoso instrumento de análise disponível para o controle do crime, criminosos e questões conexas.

Metodologia

As metodologias usadas na presente pesquisa são:

- a) Pesquisa bibliográfica, com a exploração de publicações que versam sobre a utilização de tecnologias de análise de dados em investigações de lavagem de dinheiro, conforme resultados descritos na seção de revisão de literatura.
- b) Pesquisa experimental, com o teste de diferentes tecnologias de análise de dados em operações financeiras de Relatórios de Inteligência Financeira.

Para viabilizar a experimentação das ferramentas de análise, foram necessárias as seguintes ações de busca, coleta e tratamento de dados:

- a) Seleção de um Relatório de Inteligência Financeira (RIF), chamado como “RIF modelo”, mostrado no Apêndice A;
- b) Estruturação das operações suspeitas do RIF em uma planilha eletrônica, conforme Apêndice B. Isto foi necessário porque o RIF é gerado em formato PDF não estruturado e as ferramentas de análise geralmente só carregam dados estruturados;
- c) Seleção dos CNPJs das empresas envolvidas nas operações;
- d) Consulta dos quadros societários das empresas e posterior estruturação em planilha eletrônica, conforme o Apêndice C;
- e) Seleção dos CPFs dos sócios das empresas;
- f) Consulta dos vínculos trabalhistas dos sócios e posterior estruturação em planilha eletrônica, conforme o Apêndice D;
- g) Anonimização de todos os dados originais, pois se tratam de informações sigilosas.

Resultados

Até o presente momento da pesquisa, dois objetivos específicos já foram cumpridos:

- a) Desenvolver um modelo para a utilização de ferramenta de Análise de Vínculos em operações financeiras suspeitas de Relatórios de Inteligência Financeira;
- b) Desenvolver um modelo para a utilização de ferramenta de *Business Intelligence* em operações financeiras suspeitas de Relatórios de Inteligência Financeira;

Resultados sobre o uso de ferramenta de Análise de Vínculos em operações do RIF

As ferramentas de análise de vínculos criam grafos, que são diagramas que servem como um retrato gráfico de dados investigativos, feito de maneira a facilitar o entendimento de grandes volumes de dados, possibilitando aos investigadores entender as conexões entre indivíduos que de outra forma seriam ocultados na massa de dados. (COADY, 1985 apud SPARROW, 1991). Este tipo de análise é chamado em inglês como *link analysis* ou *social network analysis*. Segue um exemplo na Figura 2:

Figura 2. Exemplo de diagrama gerado por ferramenta de análise de vínculos.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o presente estudo foi usado o programa *IBM i2 Analyst's Notebook*,² disponível na Polícia Federal, que opera com dois elementos básicos: as entidades e os vínculos. As entidades, também chamadas de nós ou vértices, são os objetos, como pessoas, telefones e contas bancárias. Por sua vez, os vínculos, ou arestas, são os relacionamentos entre as entidades, como parentesco entre pessoas, chamadas telefônicas e transações bancárias.

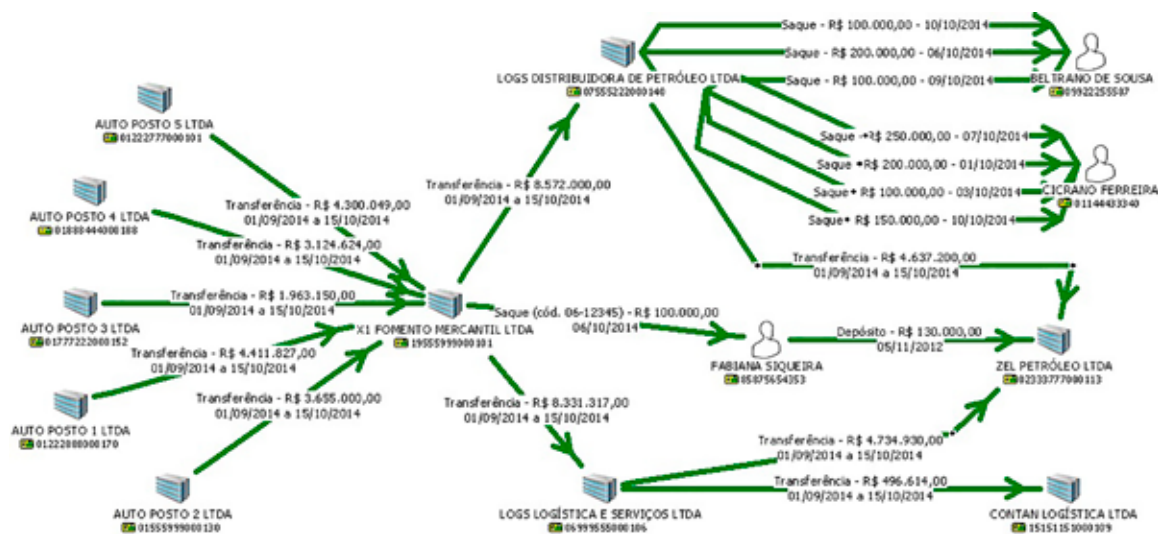
Para a aplicação da ferramenta de análise de vínculos nas informações do “RIF modelo” (Apêndice A) se iniciou pela carga dos dados referentes às operações financeiras suspeitas registradas em uma planilha (Apêndice B). A planilha foi importada para o programa *IBM i2 Analyst's Notebook* que, então, gerou um grafo, conforme a Figura 3, que mostra entidades se vinculando por meio de operações financeiras.

A Figura 3 apresenta, da esquerda para a direita, um primeiro fluxo financeiro entre vários postos de combustíveis, denominados Auto Posto N Ltda, onde N é um número fictício para fins de exemplo, e uma empresa de fomento mercantil, chamada X1 Fomento Mercantil Ltda. A partir da empresa de fomento, o grafo mostra as operações para empresas de distribuição, logística e serviços, denominadas Logs Logística e Serviços Ltda e Logs Distribuidora de Petróleo Ltda e, ainda, saques efetuados por pessoas chamadas Fabiana Siqueira, Beltrano de Sousa e Cicrano Ferreira. Por último, existem fluxos financeiros para uma empresa de petróleo, Zel Petróleo Ltda, e para uma empresa de logística chamada CONTAN Logística Ltda.

Este tipo de fluxo é muito difícil de ser “desenhado” pela mente humana somente pela leitura do texto do RIF. Em compensação, a Figura 3 mostra como a ferramenta de análise de vínculos facilita a visualização do fluxo financeiro, pois explora, principalmente, o

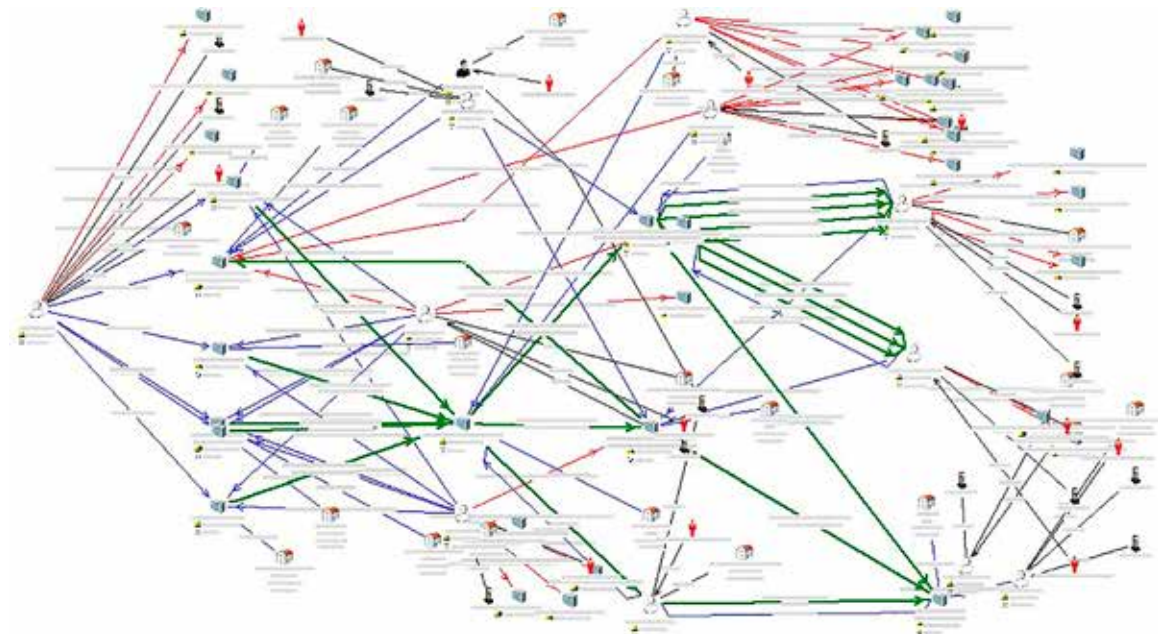
2. Ver mais em: <https://www.ibm.com/br-pt/marketplace/analysts-notebook>

Figura 3: Grafo com as operações suspeitas do RIF.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 4. Grafo complementado (operações financeiras e dados de empresas e pessoas).



Fonte: Elaborado pelo autor.

sentido humano que possui maior aptidão para captação de informação temporal: a visão (Alexandre & Tavares, 2007).

Porém, apesar de facilitar a compreensão do RIF, o grafo da Figura 3 está restrito às operações financeiras, o que por si só não é suficiente para identificar suspeitas de ilicitude. Então, para aprofundar a análise, são necessárias outras informações sobre as empresas envolvidas, tais como seus dados cadastrais e quadros societários. Neste sentido, foram coletados, por meio de sistemas informatizados disponíveis na Polícia Federal, alguns dados societários³ e empregatícios⁴ sobre as empresas e seus sócios. Os dados societários estão

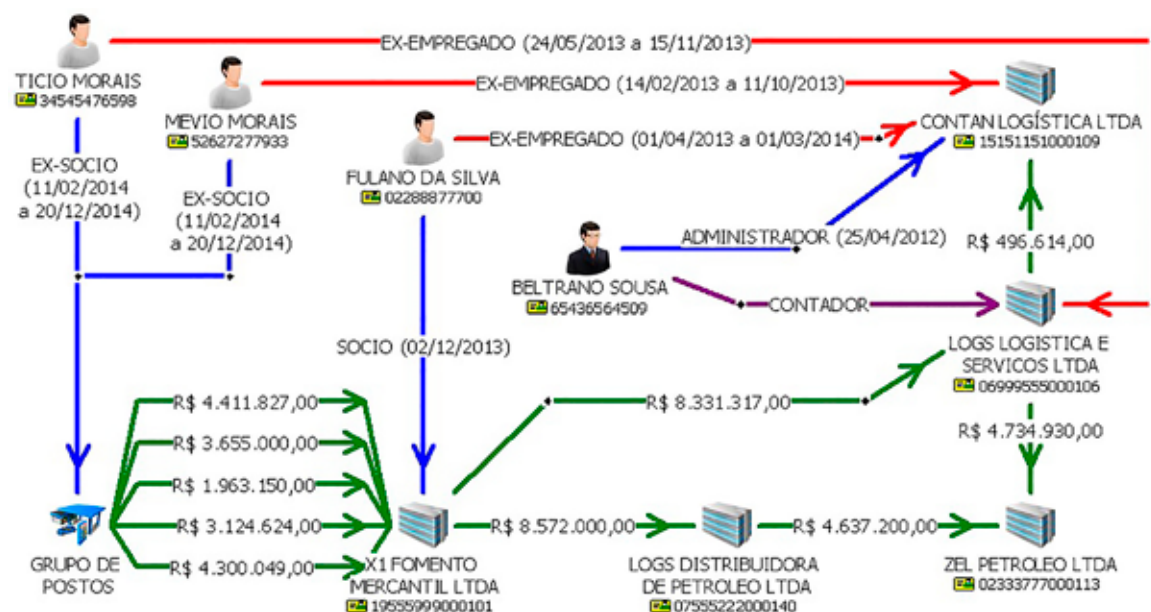
3. Cadastro de CPF e CNPJ da Receita Federal, com convênio de acesso para a Polícia Federal.

4. Cadastro Nacional de Informações Sociais do Instituto Nacional do Seguro Social, com convênio de acesso para a Polícia Federal.

mostrados no Apêndice C e os dados empregatícios estão no Apêndice D. Ao importar estes novos dados para a ferramenta de análise de vínculos, adicionando-os ao primeiro grafo, surge um grafo mais completo, ilustrado na Figura 4.

A próxima etapa é a análise do grafo da Figura 4, tanto visualmente quanto pelo uso de funções do programa (pesquisas, filtros, formatação condicional, entre outras). O objetivo é buscar elementos ou conexões relevantes. Neste momento, é importante o conhecimento técnico do policial sobre as informações mostradas no grafo, com a finalidade de detectar fatos suspeitos. Como resultado da análise, foram selecionadas as entidades e os vínculos mais relevantes, para exemplificar, os quais foram destacados para um novo grafo, como se mostra na Figura 5.

Figura 5. Grafo com a seleção das pessoas e vínculos mais relevantes.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir da Figura 5, é possível interpretar que determinadas pessoas, posicionadas no canto superior esquerdo, foram sócias dos postos de combustíveis (origem do fluxo financeiro) e também da empresa de fomento mercantil. Tais pessoas parecem ser sócias “laranjas”, uma vez que constaram como empregadas de outras empresas constantes no mesmo fluxo financeiro. Um outro ponto relevante, é que uma pessoa (Beltrano Sousa) no centro do grafo, consta como contador de uma empresa e administrador de outra, podendo ser uma das executoras do suposto esquema de lavagem de dinheiro entre as empresas.

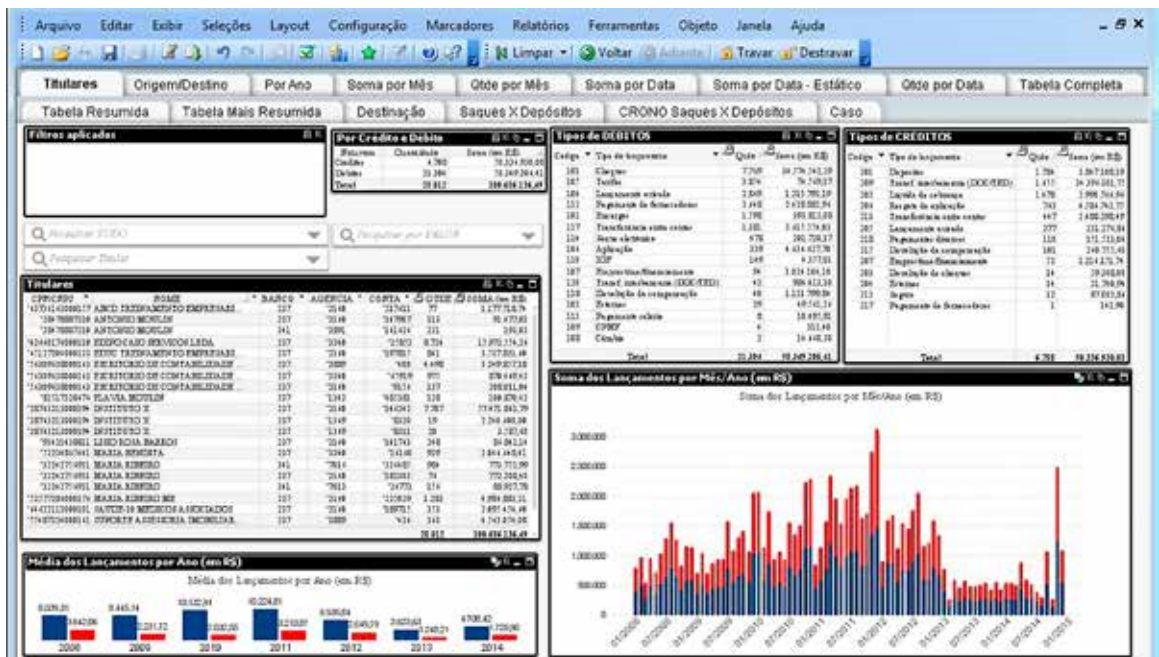
Como resultado da aplicação da técnica de análise de vínculos em um RIF, detecta-se fatos suspeitos que dificilmente seriam percebidos somente pela leitura do texto do relatório. Isto porque a análise de vínculos facilita a compreensão dos fatos, pois empresta um valor agregado ao trabalho investigativo que está fora do alcance prático da cognição humana normal (Ferro Júnior & Dantas, 2006).

Fica evidente que os grafos ajudam na compreensão das operações relatadas no RIF, especialmente naqueles documentos com grande volume de informações. Porém, a seleção dos elementos mais importantes ainda depende, totalmente, de interpretação humana. Então, uma evolução deste modelo é a identificação automática de elementos relevantes em Relatórios de Inteligência Financeira. Um primeiro modelo para este tipo de automatização foi desenvolvido por meio de ferramenta de *business intelligence*, como se expõe a seguir.

Resultados sobre o uso de ferramenta de *Business Intelligence* em operações do RIF

O *business intelligence* (BI) é um conjunto de metodologias de gestão implementadas através de tecnologias, baseada na capacidade analítica das ferramentas que integram em um só lugar todas as informações necessárias ao processo decisório (ANGELONI e REIS, 2006). O BI permite analisar grande volume de dados sob múltiplas dimensões, principalmente por meio de painéis (*dashboards*) contendo tabelas, gráficos e outros tipos de objetos, como exemplifica a Figura 6:

Figura 6. Exemplo de *dashboard* gerado por ferramenta de *business intelligence*.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A aplicação da ferramenta de *business intelligence* nas informações do “RIF modelo” tem como principal objetivo o de automatizar a identificação de elementos relevantes em Relatórios de Inteligência Financeira. Para isso, o primeiro passo foi selecionar um critério para estabelecer relevância de elementos de um RIF. A escolha do critério foi norteada pelas tipologias descritas na publi-

Figura 8. Lista de CPFs dos possíveis “laranjas”.

CPF INTERPOSTA PESSOA
00311133387
02288877700
34545476598
52627277933

Com este modelo de dados, foi possível consultar as prováveis interpostas pessoas. Então, como resultado foram obtidos uma relação de 4 CPFs suspeitos de serem de interpostas pessoas, como mostra a Figura 8:

Este resultado pode ser aproveitado em outros programas usados pelos investigadores como, por exemplo, por ferramenta de análise de vínculos, que foi explicada na seção 4.1. Neste sentido, os dados foram importados para a ferramenta *IBM i2 Analyst's Notebook* e se definiu como um dos atributos das pessoas físicas se ela é uma “provável interposta pessoa”, conforme o resultado da Figura 8. O resultado da importação foi o grafo mostrado na Figura 9.

Por enquanto, somente pela análise visual da Figura 9 não se consegue perceber quais são as prováveis interpostas pessoas. Contudo, considerando que foi definido um atributo “interposta pessoa”, é possível utilizar um recurso de “formatação condicional” para destacar tais ocorrências no grafo. Para tanto, foi escolhida uma formatação que automaticamente dobrará o tamanho do ícone e colocará uma moldura na cor laranja nas entidades que tiverem o atributo “interposta pessoa”. O resultado da aplicação desta formatação condicional é o grafo da Figura 10.

Ao compararmos as Figuras 9 e 10 fica evidente que o destaque das entidades do tipo “interposta pessoa” melhora a visualização do grafo, automatiza a detecção de prováveis “laranjas” e facilita a análise do Relatório de Inteligência Financeira.

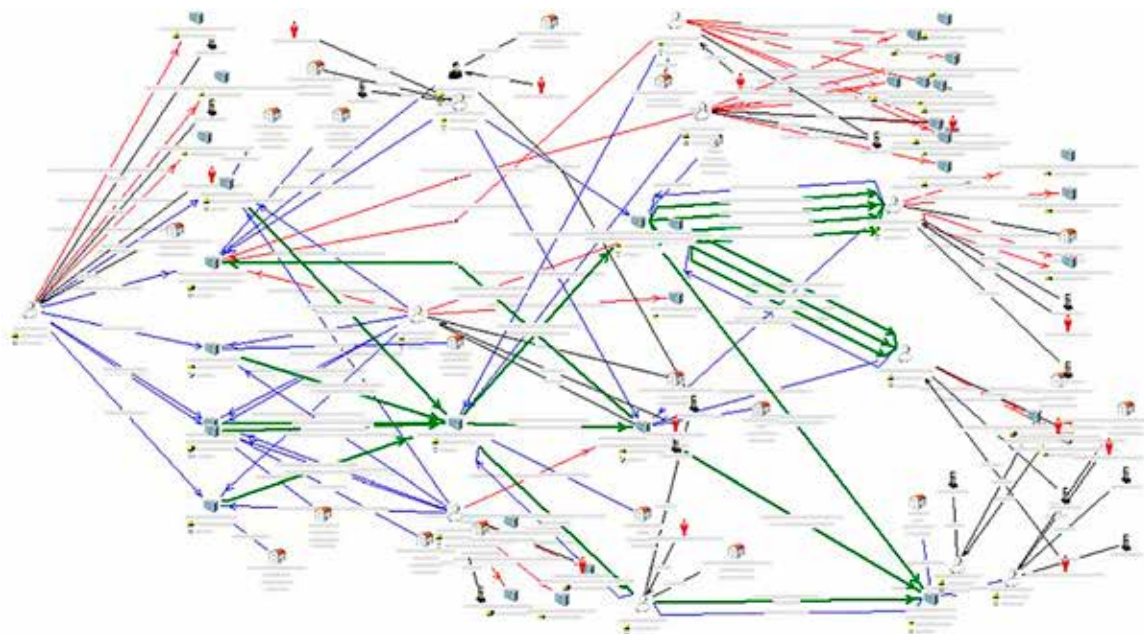
Conclusão

Com o objetivo de identificar elementos relevantes em Relatórios de Inteligência Financeira, decidiu-se verificar a possibilidade de reconhecer automaticamente possíveis “laranjas” como sócias de empresas que realizam operações suspeitas. Então, foi desenvolvido um método que envolve a coleta, a estruturação, o tratamento e a análise de dados relativos à Relatórios de Inteligência Financeira (RIF), quadros societários e vínculos trabalhistas.

Este estudo considerou uma tipologia bem específica, que é a utilização de prováveis interpostas pessoas (“laranjas”) para o cometimento de crimes e especificamente quando tais pessoas coincidem como empregadas e sócias de certas empresas. Como principal resultado está o grafo mostrado na Figura 6, que ao destacar as entidades dos prováveis “laranjas” melhora significativamente a visualização do grafo e amplia instantaneamente a compreensão por parte do investigador que analisa o RIF.

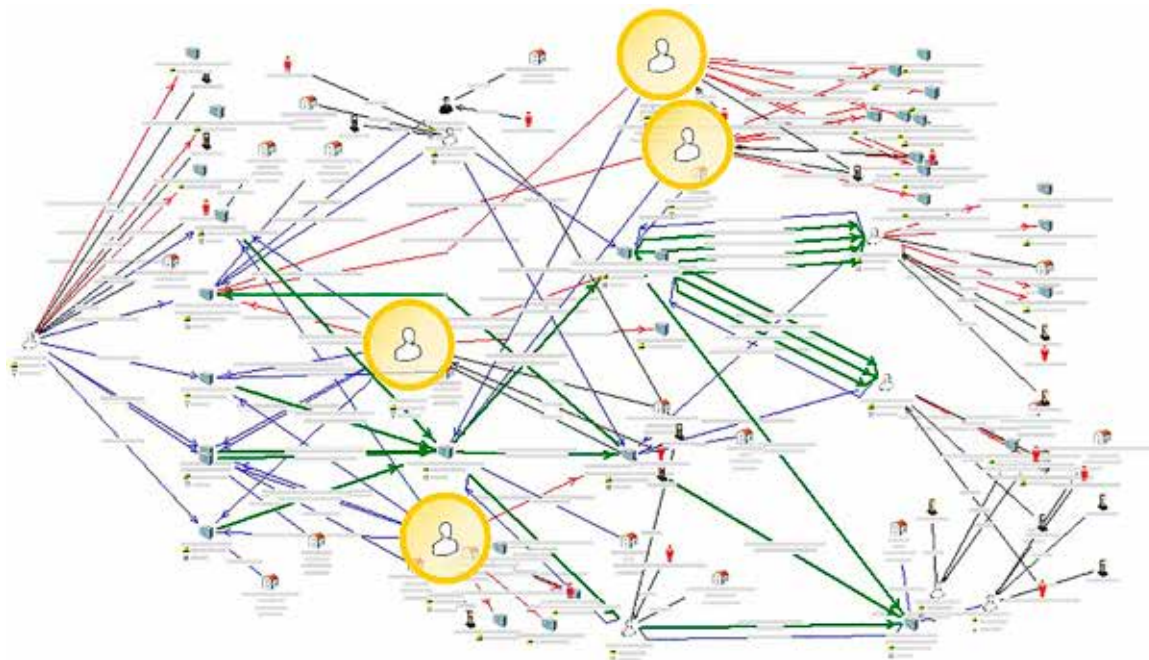
O método ora desenvolvido mostra como a configuração de métricas em determinadas tecnologias auxilia no processamento dos dados e na análise das informações do RIF. Consequentemente, podem ampliar a capacidade investigativa dos órgãos que atuam em investigações de lavagem de dinheiro e de outros crimes relacionados. A partir deste estudo pretendemos evoluir para estabelecer métricas de identificação de outras tipologias de lavagem de dinheiro e, assim, desenvolver novos métodos automáticos para análise de RIF. Outra evolução pretendida é a utilização de técnicas de aprendizado de máquina, com a possibilidade de ensinar o computador a identificar os elementos mais relevantes em Relatórios de Inteligência Financeira. ■

Figura 9. Grafo inicial sem destacar as prováveis interpostas pessoas.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 10. Grafo destacando as prováveis interpostas pessoas.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Referências bibliográficas

- Alexandre, D. S. & Tavares, J. M. R. S. (2007). Factores da percepção visual humana na visualização de dados. Em: CMNE 2007-Congresso de Métodos Numéricos em Engenharia, XXVIII CILAMCE, Porto, PT. Recuperado de: http://www.ddimmrg.xpg.com.br/fatores_da_percepcao_visual_humana_na_visualizacao_de_dados.pdf.
- Angeloni, M. T. & Reis, E. S. (2006). Business Intelligence como Tecnologia de Suporte à definição de estratégias para melhoria da qualidade do ensino. Enanpad. Recuperado de: www.anpad.org.br/enanpad/2006/dwn/enanpad2006-aidid-0815.pdf.
- Aras, V. (2007). Sistema nacional de combate à lavagem de dinheiro e de recuperação de ativos. Revista Jus Navigandi, 1-11, Teresina. Recuperado de: <https://jus.com.br/artigos/9862/sistema-nacional-de-combate-a-lavagem-de-dinheiro-e-de-recuperacao-de-ativos>.
- Bichler, G., Malm, A. & Cooper, T. (2017). Drug supply networks: A systematic review of the organizational structure of illicit drug trade. *Crime Science*, 6-2, 1-23. Recuperado de: <https://doi.org/10.1186/s40163-017-0063-3>.
- BRASIL. COAF – Conselho de Controle de Atividades Financeiras (2017). Relatório de Atividades. Recuperado de: <http://www.fazenda.gov.br/centrais-de-conteudos/publicacoes/relatorio-de-atividades-arquivos/relatorio-de-atividades-coaf-2017.pdf/view>.
- BRASIL. (1988). LEI Nº 9.613, DE 3 DE MARÇO DE 1998. Recuperado de: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/LEIS/L9613.htm.
- BRASIL. Ministério da Fazenda. Conselho de Controle de Atividades Financeiras. (2016). Casos & Casos - Coletânea Completa de Casos Brasileiros de Lavagem de Dinheiro. Brasília: COAF. Recuperado de: https://www.fazenda.gov.br/centrais-de-conteudos/publicacoes/casos-casos-arquivos/casosecasos_coletanea-completa_setembro2016.pdf.
- BRAZ, J. A. C. (2013). Investigação criminal. Brasil: Edições Almedina.
- Duijn, P. A. C. & Sloot, P. M. A. (2015). From data to disruption. *Journal Digital Investigation*, 15, 39–45. Recuperado de: <https://doi.org/10.1016/j.diin.2015.09.005>.
- Duijn, P. A. C., Kashirin, V. & Sloot, P. M. A. (2014). The relative ineffectiveness of criminal network disruption. *Journal Scientific Reports*. Recuperado de: <https://doi.org/10.1038/srep04238>.
- Ferro-Júnior, C. M. & Dantas, G. F. L. (2006). A descoberta e a análise de vínculos na complexidade da investigação criminal moderna. Disponível em: <http://egov.ufsc.br/portal/sites/default/files/anexos/13124-13125-1-PB.pdf>.
- Oliveira, T. B. (2012). O bem jurídico-penal no crime de lavagem de dinheiro. *Revista Esmat*, [S.l.], 4-4, 269-299. Recuperado de: http://esmat.tjto.jus.br/publicacoes/index.php/revista_esmat/article/view/93.
- Romão, C. F. (2014). A Utilização de Ferramentas de Análise de Vínculos no Combate aos Crimes de Lavagem de Ativos. *Revista Brasileira de Ciências Policiais*, 4-1, 35-67. Recuperado de: <https://periodicos.pf.gov.br/index.php/RBCP/article/view/134>.
- Rostami, A. & Mondani, H. (2015). The Complexity of Crime Network Data: A Case Study of Its Consequences for Crime Control and the Study of Networks. *PLoS ONE* 10-3, 1-11. Recuperado de: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0119309>.
- Sparrow, M. K. (1991). The application of network analysis to criminal intelligence: An assessment of the prospects. *Social networks*, 13-3, 251-274. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/037887339190008H>.
- Tayebi, M. A., & Glasser, U. (2012). Investigating organized crime groups: A social network analysis perspective. *Proceedings of the 2012 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, ASONAM*, 565–572. Recuperado de: <https://doi.org/10.1109/ASONAM.2012.96>.