



Emerging Research Information

Indexing journals for preprint publication since 2020

Caso você identifique desvios éticos ou graves problemas de conteúdo neste preprint, por favor, clique [aqui](#) para apresentar, por e-mail, uma denúncia ao Comitê EmeRI de Ética e Integridade. O assunto do e-mail deve ser o DOI abaixo e a questão ser descrita de modo suficientemente detalhado.

Para verificar a publicação de uma versão revisada por pares deste preprint, visite a revista [clitando aqui](#).

Data de envio ao EmeRI: 2020-05-13

DOI: 10.21452/151883532020002

Um convite (para preprints recentemente adicionados)

Você está interessado em atuar como parecerista (revisor científico) deste artigo? Os editores terão prazer em aceitar sua colaboração. Por favor, entre em contato pelo e-mail da revista, informado adiante.

Ciência da Informação

Instituto Brasileiro de Informação em Ciência e Tecnologia, Brasília/DF, **Brasil**

ISSN 1518-8353

e-mail: sedit@ibict.br

revista.ibict.br/ciinf/index

Uma metodologia para destaque de nós em grafos aplicada à análise de relatórios de inteligência financeira

Zaina, Roberto; Araujo*, Gustavo Medeiros de; Ramos, Vinicius Faria Culmant

Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis/SC, **Brasil*

Recebido pela revista em 2020-04-30

Aprovado na revisão de conformidade em 2020-05-06

Aprovado na revisão de conformidade por **Ramón Martins Sodoma da Fonseca**

Zaina, Roberto; Araujo, Gustavo Medeiros de; Ramos, Vinicius Faria Culmant (2020). Uma metodologia para destaque de nós em grafos aplicada à análise de relatórios de inteligência financeira (*preprint* submetido a: Ciência da Informação). *EmeRI - Emerging Research Information*. DOI: 10.21452/151883532020002.

Resumo A lavagem de dinheiro é uma categoria de crime que exige grandes esforços dos investigadores criminais para reunir diversas informações a fim de montar o contexto de investigação. Uma das fontes para iniciar a investigação e a busca por informações adjacentes é o Relatório de Inteligência Financeira. A partir deste relatório, o investigador mergulha em um grande conjunto de dados e informações para formar o panorama da investigação. Com todas as informações reunidas e interligadas, obtém-se um grafo na qual pode-se utilizar técnicas computacionais para buscar e destacar os principais envolvidos no relatório. Visto que o tamanho do grafo e a quantidade de nodos podem tomar grandes proporções, o que dificultaria a identificação das principais pessoas, empresas e operações financeiras, este trabalho apresenta como proposta uma metodologia suportada por tecnologia para destacar os principais envolvidos na investigação. Na metodologia foi adotada a mineração de dados (business intelligence) guiada por métricas como “empresas suspeitas” e “contadores suspeitos”. Com o resultado da mineração de dados, um programa de análise de vínculos foi carregado formando o grafo com as informações dos nodos destacados, representando os principais envolvidos na investigação. Essa metodologia ajuda o investigador criminal, pois facilita o processamento de grande volume de dados e ajuda a diminuir a complexidade das informações advindas dos Relatórios de Inteligência Financeira.

Termo de isenção de responsabilidade

O texto a seguir é um *preprint*. Para ser incluído no *EmeRI*, a revista depositante o examinou *preliminarmente* e avaliou a sua contribuição científica como *suficiente* para que ele fosse aceito para revisão por pares. Poderá ou não ser aprovado para publicação definitiva.

A responsabilidade pelo conteúdo e pela publicação do *preprint* é integral e exclusivamente de seus autores e autoras. Assim sendo, nem a revista depositante, nem a Associação Brasileira de Editores Científicos, nem o Instituto Brasileiro de Informação em Ciência e Tecnologia, nem a Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura, *nem qualquer pessoa vinculada a qualquer dessas instituições* o endossam ou respondem por quaisquer consequências de sua eventual utilização, seja qual for ou tenha sido a finalidade.

Este trabalho é distribuído sob uma Licença
Creative Commons Atribuição-NãoComercial 4.0 Internacional.



Uma metodologia para destaque de nós em grafos aplicada à análise de relatórios de inteligência financeira

Roberto Zaina

Mestre em Ciência da Informação, Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), Florianópolis/SC, Brasil

<http://lattes.cnpq.br/2044312005144633>

E-mail: rzaina@gmail.com

Gustavo Medeiros de Araujo

Doutor em Engenharia de Automação e Sistemas, *Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis/SC, Brasil

<http://lattes.cnpq.br/2609254559240670>

E-mail: gustavo.araujo@ufsc.br

Vinicius Faria Culmant Ramos

Doutor em Engenharia de Sistemas e Computação, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro/RJ, Brasil

<https://orcid.org/0000-0002-8319-743X>

E-mail: v.ramos@ufsc.br

Submetido em: 30/04/2020. Aprovado em: dd/mm/yyyy. Publicado em: dd/mm/yyyy .

Resumo

A lavagem de dinheiro é uma categoria de crime que exige grandes esforços dos investigadores criminais para reunir diversas informações a fim de montar o contexto de investigação. Uma das fontes para iniciar a investigação e a busca por informações adjacentes é o Relatório de Inteligência Financeira. A partir deste relatório, o investigador mergulha em um grande conjunto de dados e informações para formar o panorama da investigação. Com todas as informações reunidas e interligadas, obtém-se um grafo na qual pode-se utilizar técnicas computacionais para buscar e destacar os principais envolvidos no relatório. Visto que o tamanho do grafo e a quantidade de nodos podem tomar grandes proporções, o que dificultaria a identificação das principais pessoas, empresas e operações financeiras, este trabalho apresenta como proposta uma metodologia suportada por tecnologia para destacar os principais envolvidos na investigação. Na metodologia foi adotada a mineração de dados (*business intelligence*) guiada por métricas como “empresas suspeitas” e “contadores suspeitos”. Com o resultado da mineração de dados, um programa de análise de vínculos foi carregado formando o grafo com as informações dos nodos destacados, representando os principais envolvidos na investigação. Essa metodologia ajuda o investigador criminal, pois facilita o processamento de grande volume de dados e ajuda a diminuir a complexidade das informações advindas dos Relatórios de Inteligência Financeira.

Palavras-chave: Lavagem de Dinheiro; Relatórios de Inteligência Financeira; Grafos; *Business Intelligence*.

ABSTRACT

Money laundering is a category of crime that requires great efforts by criminal investigators to gather a variety of information in order to set the context for an investigation. One of the sources for starting the investigation and the search for adjacent information is the Financial Intelligence Report. From this report, the researcher dives into a large set of data and information to form the panorama of the investigation. With all the information gathered and interconnected, a graph is obtained in which one can use computational techniques to search for and highlight the main ones involved in the report. Since the size of the graph and the number of nodes can take on large proportions, which would make it difficult to identify the main people, companies and financial operations, this work presents as a proposal, a methodology supported by technology to highlight the main ones involved in the investigation. The methodology adopted was data mining guided by metrics such as "suspicious companies" and "suspicious accountants". With the result of the data mining, a link analysis program was loaded forming the graph with the information from the highlighted nodes, representing the main ones involved in the investigation. This methodology helps the criminal investigator, as it facilitates the processing of large volumes of data and helps to decrease the complexity of the information arising from the Financial Intelligence Reports.

Keywords: Money laundry; Financial Intelligence Reports; Graphs; Business Intelligence.

RESUMEN

El lavado de dinero es una categoría de delito que requiere grandes esfuerzos por parte de los investigadores criminales para recopilar una variedad de información con el fin de establecer el contexto para una investigación. Una de las fuentes para comenzar la investigación y la búsqueda de información adyacente es el Informe de Inteligencia Financiera. De este informe, el investigador se sumerge en un gran conjunto de datos e información para formar el panorama de la investigación. Con toda la información recopilada e interconectada, se obtiene un gráfico en el que se pueden usar técnicas computacionales para buscar y resaltar las partes interesadas clave en el informe. Dado que el tamaño del gráfico y el número de nodos pueden tomar grandes proporciones, lo que dificultaría la identificación de las principales personas, empresas y operaciones financieras, este trabajo se presenta como una propuesta, una metodología respaldada por la tecnología para resaltar los principales involucrados en la investigación. La metodología adoptada fue la minería de datos guiada por métricas como "compañías sospechosas" y "contadores sospechosos". Con el resultado de la extracción de datos, se cargó un programa de análisis de enlaces formando el gráfico con la información de los nodos resaltados, que representan los principales involucrados en la investigación. Esta metodología ayuda al investigador criminal, ya que facilita el procesamiento de un gran volumen de datos y ayuda a disminuir la complejidad de la información que surge de los informes de inteligencia financiera.

Palabras clave: Lavado de dinero; Informes de inteligencia financiera; Gráficos; Inteligencia de negocios.

INTRODUÇÃO

A lavagem de dinheiro é o processo pelo qual se procura dar aparência de legalidade a bens que têm sua origem mediata ou imediata em atividades criminais (HERNÁNDEZ QUINTERO, 2017). 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).

Para a investigação de lavagem de dinheiro as informações básicas a serem analisadas são as de natureza financeira, como as transações bancárias, as declarações fiscais e as operações financeiras suspeitas. As operações financeiras suspeitas constam em documentos chamados de Relatórios de Inteligência Financeira (RIF), produzidos pelo Conselho de Controle de Atividades Financeiras (COAF)¹, que é a unidade de inteligência financeira do Brasil.

Em alguns casos, a análise de RIF é feita somente pela leitura e interpretação das operações descritas no relatório, sem a utilização de programas específicos de análise de dados. Porém, dependendo do volume e da complexidade de informações contidas em um RIF, essa mera leitura textual é precária, pois dificilmente o analista conseguirá memorizar todas as informações e, ainda, fazer todas as correlações entre as pessoas, empresas e operações financeiras.

Então, uma proposta para facilitar e melhorar a análise de Relatórios de Inteligência Financeira é aplicar métodos de identificação de elementos relevantes por meio de ferramentas de processamento e análise de dados. Um primeiro método foi descrito no artigo "Identificação de entidades destaque para a melhoria da Análise de Vínculos" do II WIDaT (2018) e sua evolução foi mostrada no artigo "Aplicação de Métricas para Destaque de Entidades na Análise de Grafos" do III WIDaT (2019).

METODOLOGIA

A metodologia usada na criação e evolução dos métodos de análise de RIF foi a pesquisa experimental, pela aplicação de ferramentas de processamento e mineração de dados dos tipos *business intelligence* (BI) e análise de vínculos.

O BI pode ser definido como um conjunto de metodologias, processos e tecnologias que transformam dados brutos em informações úteis e significativas (EDELHAUSER e IONICA, 2014). Trata-se de um conjunto de métodos para a descoberta de conhecimento a partir de dados, utilizando um conjunto de técnicas analíticas como, por exemplo, a mineração de dados (BACH et al. 2016). Neste trabalho foi usado o programa *Qlikview*² em sua versão *desktop* gratuita.

¹ Ver mais em: <http://www.fazenda.gov.br/orgaos/coaf>

² Ver mais em: <https://www.qlik.com/pt-br>

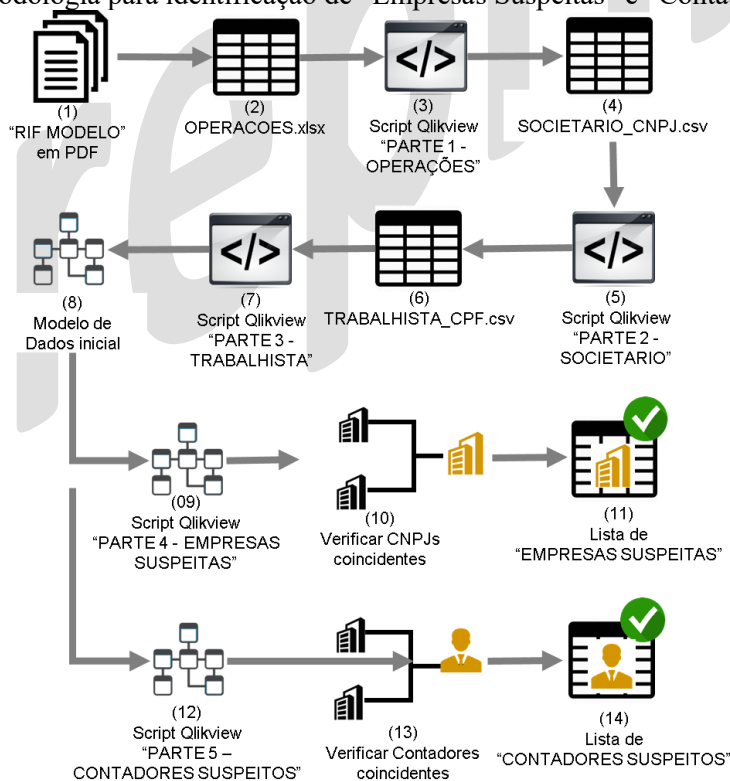
Por sua vez, as ferramentas de análise de vínculos criam grafos, que são diagramas que servem como um retrato gráfico de dados investigativos (COADY, 1985 apud SPARROW, 1991). Ferramentas deste tipo também são conhecidas por propiciar análise do tipo *social networks analysis*, que são uma combinação de teorias, métodos e medidas que podem ser usadas para estudar a estrutura social criada pelos relacionamentos entre as pessoas (CHU et al. 2015). Neste trabalho foi usado o *Analyst's Notebook*³.

No artigo “Identificação de entidades destaque para a melhoria da Análise de Vínculos” do II WIDaT (2018), foi apresentado um desenvolvimento de um primeiro método em programa de *business intelligence*, que trouxe como resultado uma tabela com as prováveis interpostas pessoas de um Relatório de Inteligência Financeira. Esta tabela, juntamente com os demais dados, foi importada para um programa de análise de vínculos, que permitiu visualizar os dados por meio de grafos. O resultado final foi um grafo que destacou as pessoas suspeitas de serem “laranjas” nas operações financeiras.

Posteriormente, no artigo “Aplicação de Métricas para Destaque de Entidades na Análise de Grafos” do III WIDaT (2019) foi mostrada a evolução daquele primeiro método, com a revisão e ajustes das métricas de relevância, adotando-se duas novas métricas: “empresas suspeitas” e “contadores suspeitos”. A partir do processamento dos dados, os principais resultados foram a detecção automática de empresas e contadores suspeitos e a posterior visualização em formato de grafos com destaques de entidades relevantes.

A primeira métrica de relevância “Empresas Suspeitas” é de empresas que possam ter empregados ou ex-empregados usados como sócios “laranjas” em outras empresas de um mesmo RIF. Já a segunda métrica de relevância “Contadores Suspeitos” é de pessoas que atuam como contadoras, ao mesmo tempo, em mais de uma empresa relacionada em um mesmo RIF. Os procedimentos para identificar essas métricas nos dados do “RIF Modelo” foram os mostrados na Figura 1, a seguir.

Figura 1 - Metodologia para identificação de “Empresas Suspeitas” e “Contadores Suspeitos”



Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

³ Ver mais em: <https://www.ibm.com/br-pt/marketplace/analysts-notebook>

Na etapa 1, um “RIF Modelo”, disponibilizado em formato PDF, não estruturado, teve seus dados tabulados em uma planilha eletrônica denominada “OPERACOES.xlsx”, como ilustra a etapa 2. Na etapa 3, foi criado um arquivo no *Qlikview* denominado “RIF.qvw” e os dados da planilha “OPERACOES.xlsx” foram nele carregados.

Nas etapas 4 e 5, os dados societários das empresas foram coletados e gravados em arquivo “SOCIETARIO_CNPJ.csv” que, depois, foi carregado no arquivo “RIF.qvw”. Nas etapas 6 e 7, os dados trabalhistas foram coletados e gravados em um arquivo “TRABALHISTA_CPF.csv”, que também foi carregado no arquivo “RIF.qvw”. A etapa 8 representa a primeira execução da carga de dados, que gerou um primeiro modelo de dados.

Posteriormente, pelas etapas 9, 10 e 11 foram configurados comandos no *script* para identificar e listar as “Empresas Suspeitas”, com os CNPJs que constavam tanto nos dados societários quanto nos dados trabalhistas.

Nas etapas 12, 13 e 14 foram aplicados comandos no *script* para identificar e listar os “Contadores Suspeitos”, com os CPFs de pessoas que constaram como contadores, ao mesmo tempo, em mais de uma empresa relacionada no “RIF Modelo”.

ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Pela aplicação do método no “RIF Modelo”, foram identificadas 2 (duas) empresas que continham, entre seus empregados ou ex-empregados, pessoas como sócios em outras empresas no mesmo RIF, conforme a Figura 2:

Figura 2 - “Empresas Suspeitas” do “RIF Modelo” (dados anonimizados)

CNPJ	NOME EMPRESA
06999555000106	LOGS LOGISTICA E SERVICOS LTDA
15151151000109	CONTAN LOGISTICA LTDA

Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

E, ainda, foram identificados 3 (três) CPFs de pessoas que constam como contadores em mais de uma empresa, ao mesmo tempo, em um mesmo RIF, como mostra a Figura 3:

Figura 3 - “Contadores Suspeitos” do “RIF Modelo” (dados anonimizados)

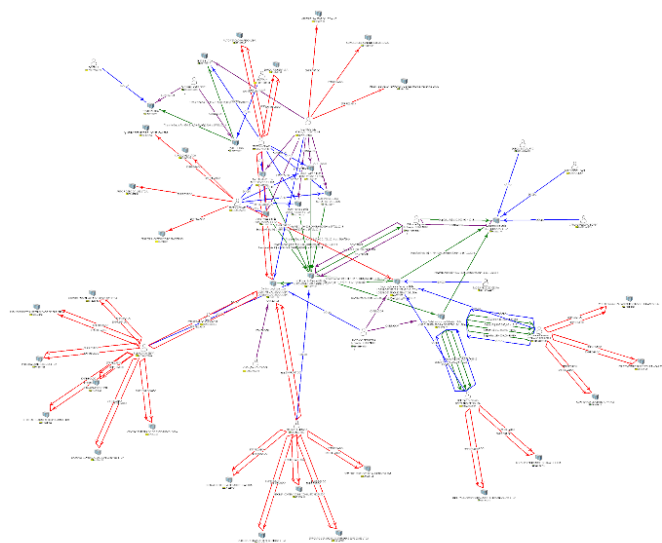
CPF CONTADOR	QTDE DE EMPRESAS
08765432100	5
85875654353	2
65436564509	2

Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

Com base nas Figuras 2 e 3, verifica-se que o principal resultado do processamento do arquivo “RIF.qvw” foi a identificação de “empresas suspeitas” e “contadores suspeitos”. Este resultado pode ser usado no programa *Analyst's Notebook* para destacar as empresas e contadores suspeitos, gerando um grafo com destaque visual de entidades relevantes. Na Figura 4 mostra-se o grafo do “RIF Modelo” no seu formato inicial, com as operações do RIF e os dados societários e trabalhistas, por enquanto sem quaisquer ações de destaque de entidades relevantes:

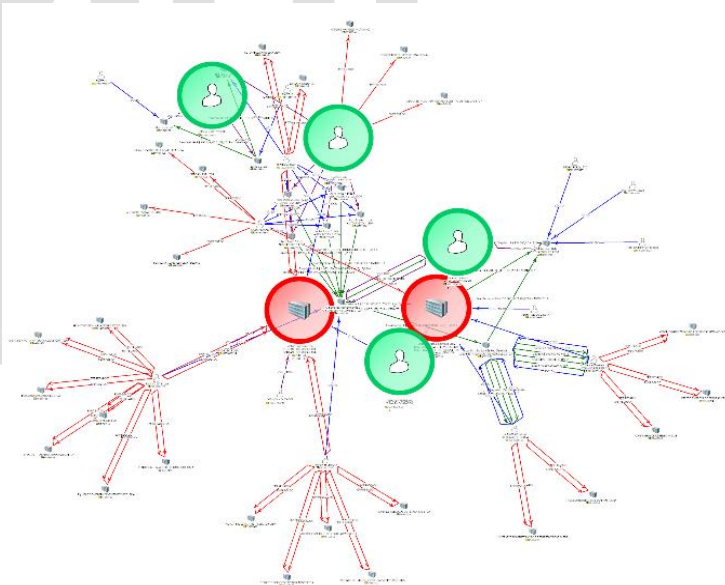
Somente pela análise visual da Figura 4 não se consegue perceber rapidamente quais as empresas e contadores suspeitos. Contudo é possível usar o recurso de formatação condicional do *Analyst's Notebook* para destacar tais ocorrências no grafo, para ampliar e destacar com cores as entidades com atributos de “suspeitos”. O resultado da aplicação desta formatação condicional no grafo inicial do “RIF Modelo” é um novo grafo com destaque de entidades, mostrado na Figura 5:

Figura 4 - Grafo inicial do “RIF Modelo”



Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

Figura 5 - Grafo destacando as empresas e contadores suspeitos



Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

Ao compararmos as Figuras 4 e 5 fica evidente que o destaque das entidades melhora a visualização do grafo, automatiza a detecção de empresas e contadores suspeitos e, assim, facilita a análise dos dados e informações do RIF.

Diante disto, decidiu-se aplicar esse modelo em outros 20 (vinte) Relatórios de Inteligência Financeira, que tinham sido analisados e tabulados em planilhas eletrônicas em outras oportunidades. Tais relatórios receberam uma numeração de 01 a 20 e as planilhas de todos os RIF's foram carregadas e processadas no arquivo “RIF.qvw”. Posteriormente, os dados societários e trabalhistas também foram coletados e carregados no mesmo arquivo. Como resultado do processamento, chegou-se a seguinte relação de existência de “Empresas Suspeitas” e/ou “Contadores Suspeitos”, mostrada no Quadro 1:

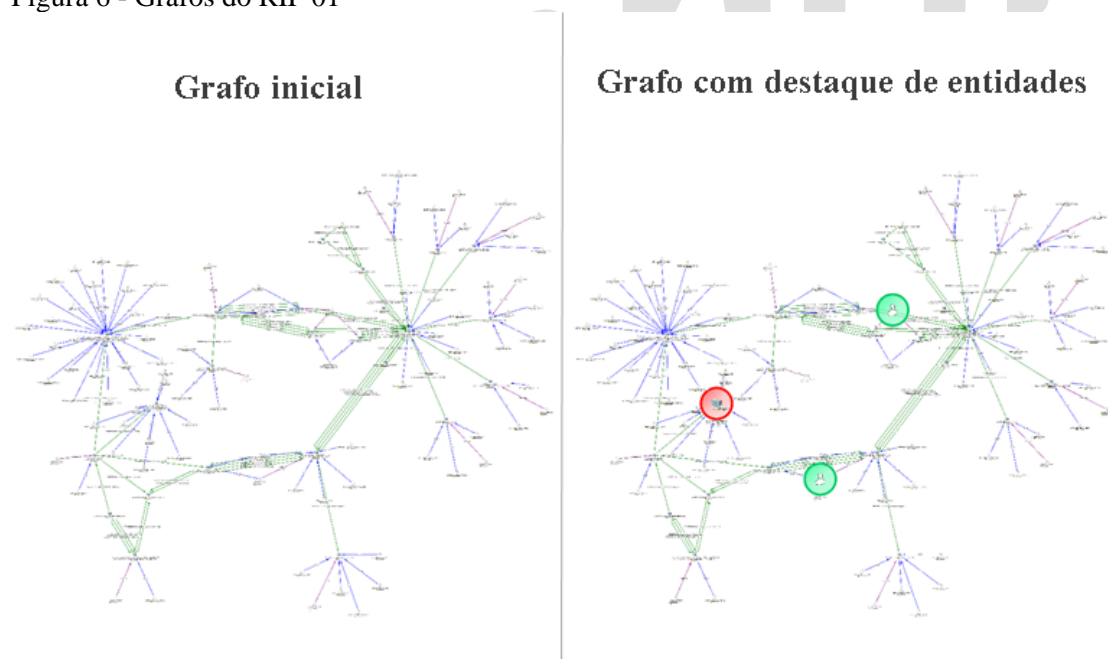
Quadro 1 - RIF's com entidades suspeitas

Nº do RIF	Empresas suspeitas?	Contadores suspeitos?	Nº do RIF	Empresas suspeitas?	Contadores suspeitos?
01	Sim	Sim	11	Não	Não
02	Sim	Sim	12	Não	Não
03	Não	Não	13	Sim	Não
04	Não	Não	14	Não	Não
05	Sim	Não	15	Sim	Não
06	Não	Não	16	Sim	Sim
07	Sim	Não	17	Não	Não
08	Sim	Não	18	Sim	Sim
09	Não	Não	19	Não	Sim
10	Sim	Não	20	Sim	Não

Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

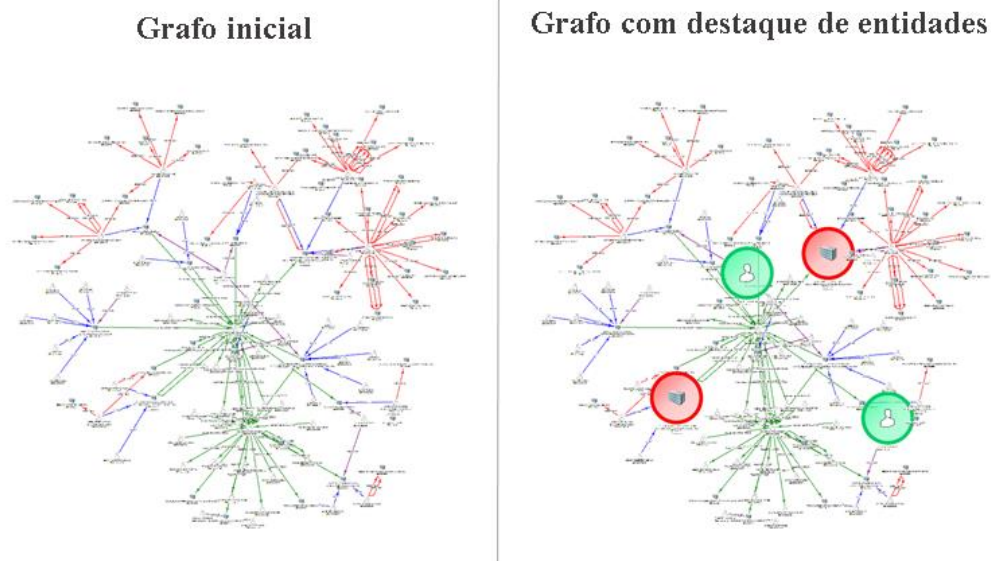
Pelo Quadro 1 constata-se que 12 (doze) dos 20 (vinte) RIF's possuem, pelo menos, uma empresa suspeita ou um contador suspeito. Os dados desses RIF's foram importados no programa *Analyst's Notebook*, gerando um primeiro grafo “inicial”. Em seguida, pela aplicação de uma formatação condicional foi gerado um segundo diagrama “com destaque de entidades” para cada RIF, destacando em vermelho as “empresas suspeitas” e em verde os “contadores suspeitos”. Como amostra dos resultados, nas Figuras 6 a 9 seguem ilustrações comparativas entre grafos de 4 (quatro) RIF's (números 01, 02, 16 e 18), que tinham tanto empresas quanto contadores suspeitos:

Figura 6 - Grafos do RIF 01



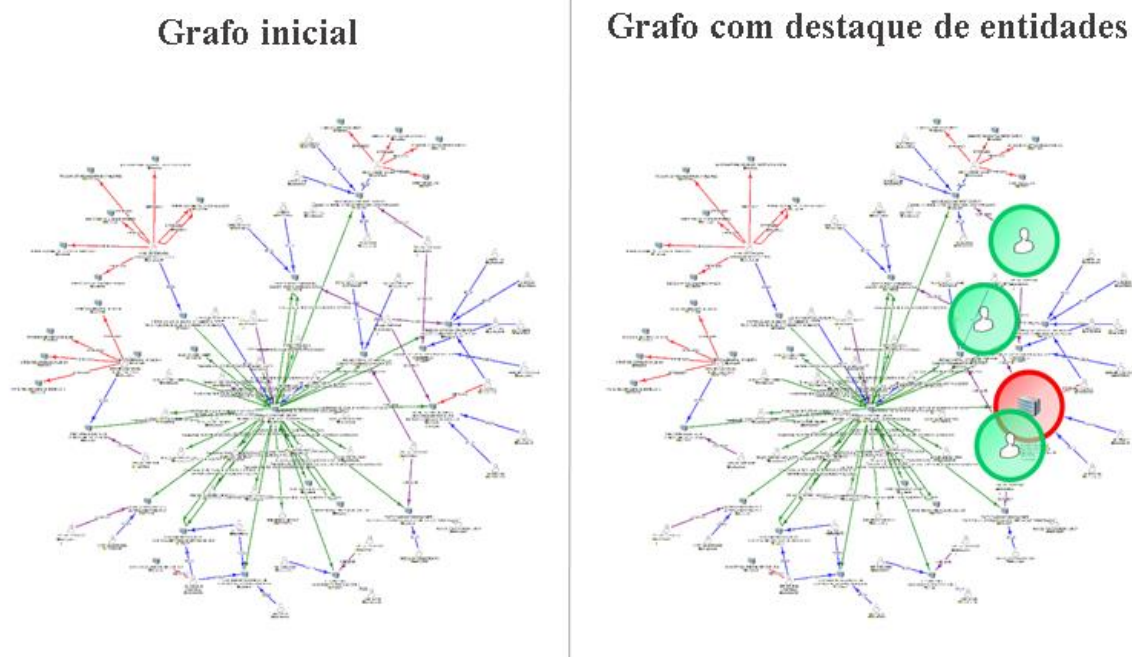
Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

Figura 7 - Grafos do RIF 02



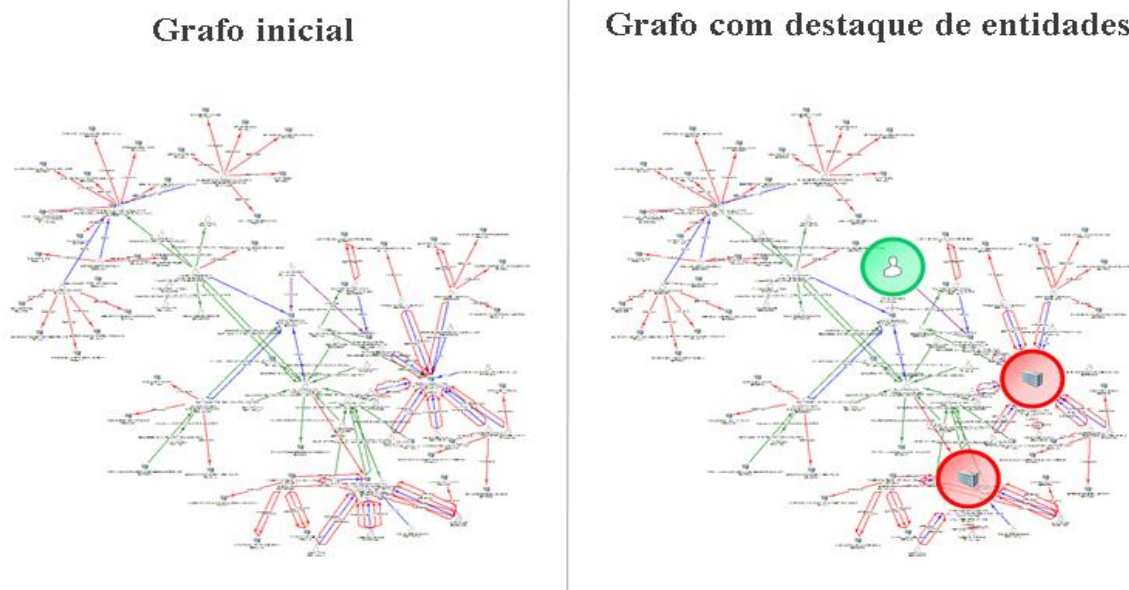
Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

Figura 8 - Grafos do RIF 16



Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

Figura 9 - Grafos do RIF 18



Fonte: Zaina, Ramos e Araújo (2019).

As Figuras 6 a 9 deixam evidente como o destaque de entidades relevantes facilita o trabalho de análise do investigador que, em um primeiro momento, pode se dedicar a explorar as características dos elementos destacados.

Para avaliar os resultados deste método de “destaque de entidades”, em que 12 (doze) de 20 (vinte) Relatórios de Inteligência Financeira tiveram “entidades suspeitas” destacadas no grafo, partiu-se para uma análise humana mais detalhada. Essa análise teve como principal objetivo verificar se persiste a suspeição sobre tais entidades, ou seja, se realmente possuem características indicativas de irregularidades.

No caso das “empresas suspeitas” se verificou alguns aspectos qualitativos dos sócios, para verificar se tais pessoas poderiam se tratar de interpostas pessoas. Os dados analisados foram os históricos trabalhistas, localização de residência, cadastros em programas de assistência social, entre outros. Em suma, o objetivo foi verificar se os sócios das empresas possuem uma aparente baixa capacidade financeira, indicando serem “laranjas”, fazendo com que a suspeição sobre a empresa persista e confirme o destaque como “entidade suspeita” no grafo.

Por sua vez, no caso dos “contadores suspeitos”, a análise se concentrou em analisar visualmente os próprios grafos, para confirmar a ocorrência de contadores comuns entre empresas que transacionam entre si, de forma ou indireta. Quando isso ocorre, pode configurar um esquema em que o contador faz circular recursos entre empresas de seu controle, com o possível propósito de dificultar o rastreo, inclusive pela própria instituição financeira, que é obrigada a monitorar as transações de seus clientes.

Após a análise dos 12 (doze) grafos com destaque de entidades, indicados no Quadro 1, chegou-se à confirmação de suspeição em 6 (seis) deles, ou seja, em 50% dos casos, conforme o Quadro 2:

Pelo Quadro 2 se verifica que os contadores tiveram 10 (dez) confirmações em 11 (onze) indicações de suspeição. Por sua vez, das 18 (dezoito) empresas inicialmente destacadas como suspeitas, somente em 5 (cinco) delas tal condição persistiu.

Isso mostra a importância de se ajustar, em pesquisas futuras, as métricas das “empresas suspeitas”, tentando diminuir a ocorrência de falsos positivos. Uma ideia é não indicar como suspeitas as empresas em que é comum a ocorrência de pessoas serem, ao mesmo tempo, sócios e empregados, como é o caso de cooperativas. Tal situação ocorreu em 3 RIFs (07, 10 e 18). Caso esta variável já estivesse configurada, a acurácia do modelo teria sido melhor, pois seriam 6 (seis) RIFs confirmados entre 9 (nove) indicados pelo modelo.

Apesar da necessidade de ajustes, o modelo se mostrou bem útil, pois em 20 (vinte) relatórios analisados, este método automaticamente destacou entidades suspeitas em 12 (doze) deles, sendo que em 6 (seis) as suspeitas foram confirmadas após uma avaliação humana e, desta forma, já poderiam provocar a instauração de investigações formais.

Quadro 2 - Avaliação da suspeição de empresas e contadores

Nº do RIF	Quantidade de “empresas suspeitas”	Quantidade de empresas que persiste a suspeita	Quantidade de “contadores suspeitos”	Quantidade de contadores que persiste a suspeita	Pelo menos 1 empresa ou contador persiste com suspeita?
1	1	0	2	2	Sim
2	2	2	2	2	Sim
5	1	0	0	0	Não
7	2	0	0	0	Não
8	2	1	0	0	Sim
10	4	0	0	0	Não
13	1	0	0	0	Não
15	1	1	0	0	Sim
16	1	1	3	3	Sim
18	2	0	1	0	Não
19	0	0	3	3	Sim
20	1	0	0	0	Não
Total	18	5	11	10	Sim: 6 (50%) Não: 6 (50%)

Fonte: elaborado pelos autores

CONCLUSÕES

O Relatório de Inteligência Financeira (RIF), elaborado pelo Conselho de Controle de Atividades Financeiras (COAF), é um dos principais documentos usados nas investigações de lavagem de dinheiro, especialmente por conter operações financeiras consideradas suspeitas.

Em muitos casos, a análise de um RIF é feita somente pela leitura do seu texto, sem o uso de programas de análise. Mesmo quando são usadas ferramentas de análise de dados, costumam ser usadas somente para a análise visual dos dados. Então, nestes casos, a percepção do que é relevante em um RIF depende totalmente da interpretação humana.

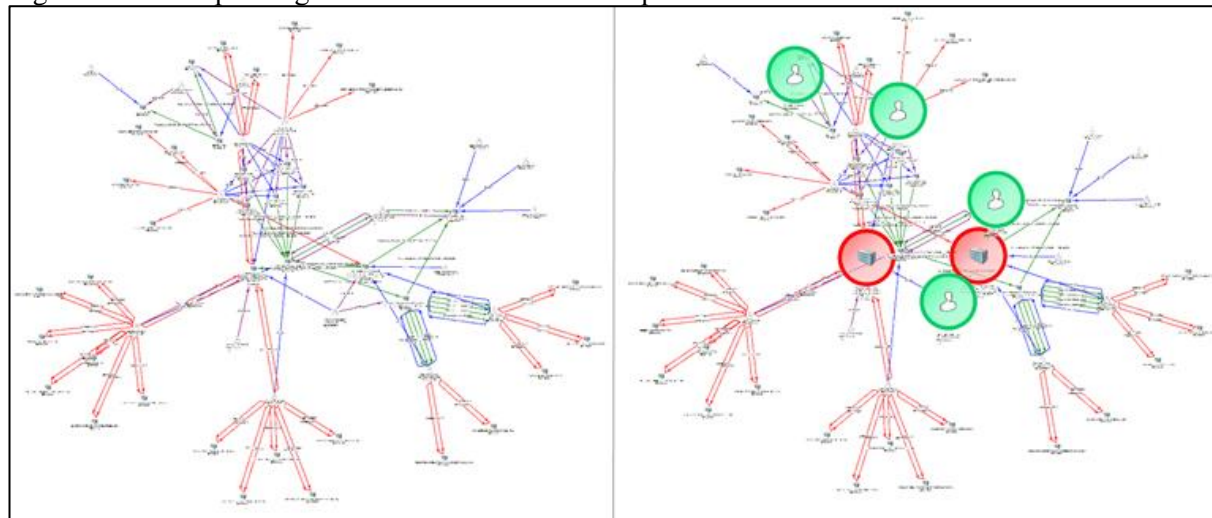
Com o objetivo de ajudar na análise de RIF, decidiu-se verificar a possibilidade de usar ferramentas computacionais para identificar automaticamente elementos relevantes e destacá-los em grafos. Então, foi necessário estabelecer as características do que pode ser relevante em um RIF, o que se chamou de “métrica de relevância”. Assim, com base na análise de um “RIF Modelo”, decidiu-se adotar 2 (duas) métricas de relevância: “Empresas Suspeitas” e “Contadores Suspeitos”.

A primeira métrica de relevância, chamada “Empresas Suspeitas”, foi configurada para identificar empresas que tinham entre seus empregados e ex-empregados pessoas que constavam como sócias de outras empresas relacionadas em um mesmo RIF. A segunda métrica de relevância, denominada “Contadores Suspeitos”, foi configurada para identificar pessoas que constam como contadoras, ao mesmo tempo, de mais de uma empresa relacionada em um mesmo RIF.

Definidas essas duas métricas, foi desenvolvido um método de processamento de dados no programa *Qlikview*, que envolveu a coleta, a estruturação, o tratamento e a análise de dados de operações financeiras de RIF, quadros societários das empresas e vínculos trabalhistas dos sócios e, por fim, a visualização em formato de grafos no programa *Analyst’s Notebook* com destaque dos elementos suspeitos.

Como exemplo da aplicação desse método desenvolvido veja-se o grafo mostrado na Figura 10, que deixa destacadas as “empresas suspeitas” em vermelho e os “contadores suspeitos” em verde:

Figura 10 - Exemplo de grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelos autores.

A Figura 10 deixa evidente como o destaque de entidades facilita o trabalho de análise do investigador que, em um primeiro momento, já pode se dedicar a explorar as entidades destacadas e avaliar se realmente tem indícios de irregularidades, como no caso de empresas que utilizam “laranjas” e, também, contadores que controlam empresas que transacionam entre si, possivelmente para dificultar o rastreio financeiro entre elas.

O método ora desenvolvido mostra como a configuração de métricas em determinadas tecnologias de análise auxilia no processamento do grande volume de dados e ajuda a diminuir a complexidade das informações de Relatórios de Inteligência Financeira. Isso acelera o trabalho de análise e, em muitos casos, pode apontar situações suspeitas que o investigador não teria percebido sem o uso desse método.

Consequentemente, pode ampliar a capacidade investigativa daqueles que atuam em investigações de lavagem de dinheiro e de outros crimes relacionados, auxiliando na etapa mais importante do seu trabalho, que é o de analisar e, eventualmente, identificar ocorrências indicativas de crimes.

A partir deste trabalho, outras métricas de relevância podem ser idealizadas e outras tecnologias podem ser testadas como, por exemplo, de teoria dos grafos e de inteligência artificial, com o objetivo de melhorar e acelerar as análises em investigações de lavagem de dinheiro e de outros crimes complexos.

REFERÊNCIAS

- BACH, M. P.; CELJO, A.; ZOROJA, J. Technology Acceptance Model for Business Intelligence Systems: Preliminary Research. HCIST 2016. Anais...: Procedia Computer Science. Elsevier Science BV, 2016
- CHU, K.-H. et al. A Social Network Analysis of a Coalition Initiative to Prevent Underage Drinking in Los Angeles County. 48th HICSS). IEEE Computer Soc, 2015
- EDELHAUSER, E.; IONICA, A. A Business Intelligence Software Made in Romania, A Solution for Romanian Companies During the Economic Crisis. Computer Science and Information Systems, v. 11, n. 2, p. 809–823, jun. 2014.
- HERNÁNDEZ QUINTERO, H. A. Aspectos polémicos sobre el objeto material del delito de lavado de activos (delitos fuente). Justicia, v. 22, n. 32, p. 118–138, 2017.
- OLIVEIRA, J. C. DE; AGAPITO, L. S.; MIRANDA, M. D. A. E. O modelo de “autorregulação regulada” e a teoria da captura: obstáculos à efetividade no combate à lavagem de dinheiro no Brasil. Revista Quaestio Iuris, v. 10, n. 1, p. 365–388, 2017.

- SPARROW, Malcolm K. The application of network analysis to criminal intelligence: An assessment of the prospects. *Social networks*, v. 13, n. 3, p. 251-274, 1991.
- ZAINA, R.; RAMOS, V. F. C.; ARAÚJO, G. M. Aplicação de Métricas para Destaque de Entidades na Análise de Grafos. In: III Workshop de Informação, Dados e Tecnologia (WIDaT), 2019, Brasília. Anais do III Workshop de informação, dados e tecnologia (WIDaT). Brasília: Universidade de Brasília, Faculdade de Ciência da Informação, 2019. p. 27-36.
- ZAINA, R.; RAMOS, V. F. C.; ARAÚJO, G. M. Identificação de entidades destaque para a melhoria da Análise de Vínculos. In: II Workshop de Informação, Dados e Tecnologia (WIDaT), 2018, João Pessoa. Anais do II Workshop de informação, dados e tecnologia (WIDaT). João Pessoa: EDITORA DA UFPB, 2018. v. 1. p. 157-174.