



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CAMPUS REITOR JOÃO DAVID FERREIRA LIMA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA INFORMAÇÃO
NÍVEL MESTRADO**

ROBERTO ZAINA

**IDENTIFICAÇÃO DE ENTIDADES DESTAQUE NA
ANÁLISE DE RELATÓRIOS DE INTELIGÊNCIA FINANCEIRA**

Florianópolis

2020

ROBERTO ZAINA

**IDENTIFICAÇÃO DE ENTIDADES DESTAQUE NA
ANÁLISE DE RELATÓRIOS DE INTELIGÊNCIA FINANCEIRA**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Informação da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Informação.

Orientador: Prof. Dr. Gustavo Medeiros de Araújo
Coorientador: Prof. Dr. Vinícius Faria Ramos Culmant

Florianópolis

2020

Ficha de identificação da obra

Zaina, Roberto

Identificação de entidades destaque na análise de relatórios de inteligência financeira / Roberto Zaina; orientador, Gustavo Medeiros de Araújo, coorientador, Vinícius Faria Ramos Culmant, 2020.

87 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro de Ciências da Educação, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Informação, Florianópolis, 2020.

Inclui referências.

1. Ciência da Informação. 2. Lavagem de dinheiro. 3. Inteligência financeira. 4. Análise de vínculos. 5. Business Intelligence. I. Araújo, Gustavo Medeiros de. II. Culmant, Vinícius Faria Ramos. III. Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Ciência da Informação. IV. Título.

ROBERTO ZAINA
**IDENTIFICAÇÃO DE ENTIDADES DESTAQUE NA ANÁLISE DE
RELATÓRIOS DE INTELIGÊNCIA FINANCEIRA**

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Gustavo Medeiros de Araújo, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Douglas Dyllon Jeronimo de Macedo, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Ricardo Alexandre Moraes, Dr.
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Pará

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Ciência da Informação.

Prof. Adilson Luiz Pinto, Dr.
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Informação

Prof. Gustavo Medeiros de Araújo, Dr
Orientador

Florianópolis, 2020

Dedico este trabalho à minha esposa Joysse e filhas Tainah e Amanda, que foram as principais testemunhas do meu esforço neste trabalho. Amo vocês!

AGRADECIMENTOS

Agradeço, inicialmente, à minha esposa e às minhas filhas pelo amor e afeto cotidianos, mas principalmente pela compreensão durante meus períodos de estudo, muitos deles em finais de semana e feriados.

Da mesma forma, agradeço meus pais e irmãos pelo apoio e, ainda, por perdoarem minhas ausências em alguns encontros familiares em razão do trabalho e dos estudos.

Muito obrigado à Polícia Federal, em especial à Academia Nacional de Polícia, por firmar este convênio com a UFSC, pois sem este apoio institucional dificilmente eu conseguiria tempo para cursar um Mestrado desta qualidade.

Na mesma esteira, agradeço à Coordenação e a todos os servidores e professores da Pós-Graduação em Ciência da Informação da UFSC pela prazerosa experiência em participar deste curso de excelência, com aulas e corpo docente de elevado nível.

Também agradeço aos colegas de turma, os primeiros “Cientistas da Informação” da Polícia Federal, pelo convívio harmônico e agradável que tivemos ao longo do curso.

Minha especial gratidão aos orientadores, Dr. Gustavo Medeiros de Araujo e Dr. Vinicius Faria Culmant Ramos, que, com muita paciência e sabedoria, balizaram o presente trabalho e com os quais ainda pretendo evoluir no mundo científico e contribuir para o crescimento da Ciência da Informação.

RESUMO

A presente pesquisa tem como principal objetivo o desenvolvimento de um método de identificação automática de elementos relevantes em Relatórios de Inteligência Financeira. Estes relatórios contêm importantes informações para a investigação de crimes de lavagem de dinheiro, pois indicam operações suspeitas ocorridas no sistema financeiro nacional. Em muitos casos, a análise de um Relatório de Inteligência Financeira é feita somente pela leitura do seu texto, sem o uso de programas de análise. Isto pode ser insatisfatório em razão do grande volume de dados e da complexidade das informações contidas nos relatórios. Mesmo quando são empregadas ferramentas analíticas, costumam ser usadas somente para a análise visual dos dados. Nestes casos, a percepção do que é relevante depende totalmente da interpretação humana do analista. Então, decidiu-se verificar a possibilidade de usar programas para identificar automaticamente elementos relevantes e destacá-los em grafos. Assim, foi necessário estabelecer as características do que pode ser relevante, o que se chamou de “métrica de relevância”. Estas métricas foram configuradas e processadas em programa de *business intelligence* e, posteriormente, os resultados foram mostrados em ferramentas de análise de vínculos por meio de grafos com destaque de entidades. Isto facilitou sobremaneira a análise do grande volume de dados e diminuiu a complexidade das informações de Relatórios de Inteligência Financeira testados neste trabalho.

Palavras-Chave: Inteligência Financeira. *Business Intelligence*. Análise de Vínculos.

ABSTRACT

The current research has as main objective the development of a method of automatic identification of relevant elements in Financial Intelligence Reports. These reports contain important information for investigating money laundering crimes, as they indicate suspicious operations in the national financial system. In many cases, the analysis of a Financial Intelligence Report is done only by reading its text, without the use of analysis programs. This can be unsatisfactory due to the large data volume and the complexity of the information contained in the reports. Even when analytical tools are employed, they are often used only for visual data analysis. In these cases, the perception of what is relevant depends entirely on the analyst's human interpretation. So, it was decided to check the possibility of using programs to automatically identify relevant elements and highlight them in graphs. Thus, it was necessary to establish the characteristics of what may be relevant, which was called the “relevance metric”. These metrics were configured and processed in a business intelligence program and, later, the results were shown in link analysis tools through entity-highlighted graphs. This greatly facilitated the analysis of the large volume of data and lessened the complexity of the Financial Intelligence Reporting information tested in this paper.

Keywords: Financial intelligence. Business intelligence. Social Network Analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Processo de Inteligência Financeira.....	17
Figura 2 - Interface do programa IBM i2 Analyst's Notebook	34
Figura 3 - Exemplo de grafo elaborado em ferramenta de análise de vínculos.....	34
Figura 4 - Funcionalidade “Adicionar itens do diagrama” do Analyst’s.....	35
Figura 5 - Funcionalidade “Importar do arquivo” do Analyst’s.....	36
Figura 6 - Exemplo de <i>dashboard</i> no <i>Qlikview</i>	39
Figura 7 - Exemplo de <i>dashboard</i> no <i>Qlikview</i>	39
Figura 8 - Exemplo de <i>dashboard</i> no <i>Qlikview</i>	40
Figura 9 - Início do relato do “RIF Modelo”	48
Figura 10 - Trecho da planilha “OPERACOES.xlsx”	49
Figura 11 - Metodologia para análise de vínculos em RIF	50
Figura 12 - “Grafo 1” com as operações suspeitas do RIF.....	50
Figura 13 - “Grafo 2” com as operações do RIF mais dados societários	52
Figura 14 - “Grafo 3” com operações do RIF mais dados societários e trabalhistas	52
Figura 15 - “Grafo relevante” (entidades e vínculos mais relevantes).....	53
Figura 16 - Metodologia para destaque de entidades em grafos de RIF	55
Figura 17 - Metodologia para identificação de “Empresas Suspeitas”	58
Figura 18 - Tabelas para tratar os dados	59
Figura 19 - Regras para identificar “Empresas Suspeitas”.....	60
Figura 20 - Modelo de dados com busca de CNPJs coincidentes	60
Figura 21 - Tabela com as “Empresas Suspeitas”	61
Figura 22 – Empresas e prováveis “laranjas” do Grafo Relevante.....	61
Figura 23 - Metodologia para identificação de “Contadores Suspeitos”.....	62
Figura 24 - Relação dos “Contadores Suspeitos”.....	62
Figura 25 – “Contador Suspeito” do Grafo Relevante	63
Figura 26 - Grafo inicial do “RIF Modelo”.....	64
Figura 27 - “Formatação condicional” do Analyst’s	65
Figura 28 - Configuração de formatação condicional “Entidades Suspeitas”.....	65
Figura 29 - Grafo destacando as entidades suspeitas	66
Figura 30 - Grafos “inicial” e “com destaque de entidades” do RIF Modelo	67
Figura 31 - RIF 01: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	69
Figura 32 - RIF 02: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	69

Figura 33 - RIF 05: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	70
Figura 34 - RIF 07: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	70
Figura 35 - RIF 08: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	71
Figura 36 - RIF 10: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	71
Figura 37 - RIF 13: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	72
Figura 38 - RIF 15: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	72
Figura 39 - RIF 16: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	73
Figura 40 - RIF 18: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	73
Figura 41 - RIF 19: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	74
Figura 42 - RIF 20: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	74
Figura 43 - Exemplo de grafos “inicial” e “com destaque de entidades”.....	78

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Quantidade de Relatórios de Inteligência Financeira produzidos.....	16
Gráfico 2 - Quantidade de RIF espontâneos enviados (linhas vermelhas).....	16

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Buscas iniciais em <i>Web of Science</i> , <i>SCOPUS</i> e <i>IEEE</i>	41
Quadro 2 - Buscas complementares em <i>Web of Science</i> , <i>SCOPUS</i> e <i>IEEE</i>	42
Quadro 3 - Buscas no <i>Google Scholar</i>	43
Quadro 4 - Resultado final - Publicações selecionadas.....	44
Quadro 5 - Existência de empresas e/ou contadores suspeitos.....	68
Quadro 6 - Avaliação da suspeição de empresas e contadores	75

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Definição do problema	21
1.2	Hipótese	22
1.3	Objetivos.....	22
1.4	Relação com a Ciência da Informação	23
1.5	Estrutura do trabalho.....	24
2	METODOLOGIA.....	26
3	REVISÃO DE LITERATURA.....	28
3.1	Conceitos principais.....	28
3.2	Conceito de Lavagem de Dinheiro	29
3.3	Conceito de Análise de Vínculos.....	31
3.3.1	Programa de análise de vínculos: IBM i2 Analyst’s Notebook.....	34
3.4	Conceito de Business Intelligence (BI)	36
3.4.1	Programa de BI: Qlikview	38
3.5	Revisão de literatura sobre trabalhos relacionados.....	40
3.5.1	Escopo e procedimentos da RSL	41
3.5.2	Resultados da RSL.....	41
3.5.3	Trabalhos selecionados	44
4	DESENVOLVIMENTO.....	47
4.1	Processamento e análise do RIF	47
4.2	Aplicação da Análise de Vínculos no RIF.....	49
4.3	Novo método: aplicação de BI na análise do RIF	55
4.4	Métricas de relevância	55
4.4.1	Processamento das métricas de relevância	57
4.4.2	Configuração da métrica “Empresas Suspeitas” no BI.....	58

4.4.3	Configuração da métrica “Contadores Suspeitos” no BI.....	61
5	RESULTADOS	64
5.1	Aplicação do “Modelo RIF BI” em programa de Análise de Vínculos	64
5.2	Aplicação do “Modelo RIF BI” em outros relatórios.....	67
5.3	Avaliação dos resultados	75
6	CONCLUSÃO.....	77
	REFERÊNCIAS.....	79
	APÊNDICE A – script do arquivo RIF.qvw	83

1 INTRODUÇÃO

A investigação criminal é um conjunto de diligências que visam apurar a existência de um crime (BRAZ, 2013). Um dos ilícitos de maior complexidade de 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 para 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).

A lavagem de dinheiro é um crime muito danoso à sociedade por vários aspectos, principalmente pelos prejuízos causados 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 ilícitos. Isto porque os investigadores terão que rastrear mais etapas para chegar na origem dos bens e valores oriundos do crime.

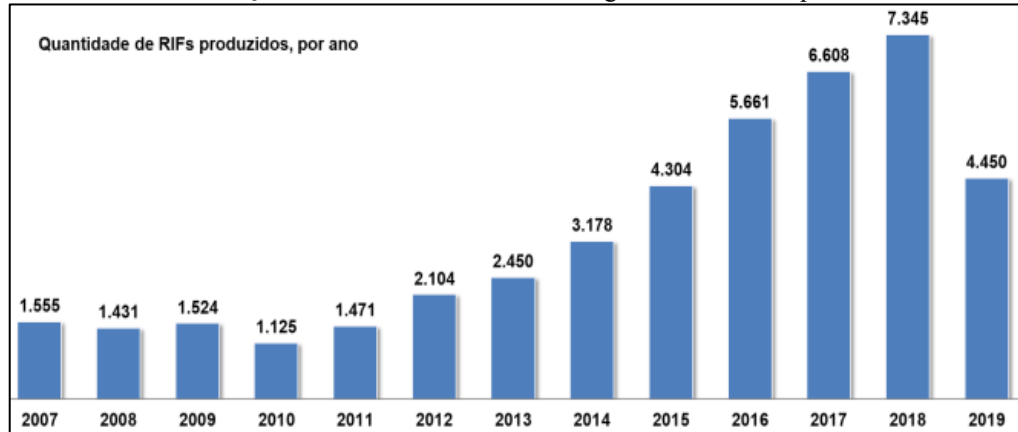
Nas investigações de lavagem de dinheiro as informações básicas a serem analisadas são as de natureza financeira, como as transações bancárias, as declarações fiscais e as operações financeiras suspeitas. As operações financeiras suspeitas constam em documentos chamados de Relatórios de Inteligência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

Pelo sítio eletrônico do COAF¹, o Relatório de Inteligência Financeira é o documento resultante das análises de inteligência financeira decorrentes de comunicações recebidas, de intercâmbio de informações ou de denúncias. Conforme o mesmo sítio eletrônico, quando os resultados das análises indicam a existência de fundados indícios de lavagem de dinheiro, ou qualquer outro ilícito, os Relatórios de Inteligência Financeira são encaminhados aos órgãos competentes para instauração dos procedimentos cabíveis.

¹ Site: <https://www.fazenda.gov.br/assuntos/prevencao-lavagem-dinheiro/inteligencia-financeira#rif>. Acesso em 26/07/2019.

Em uma cartilha publicada pelo COAF denominada “O que faz o Coaf?”², tem um gráfico que mostra a quantidade de Relatórios de Inteligência Financeira produzidos por ano, desde 2007 até 30/06/2019, revelando um aumento anual a partir de 2011:

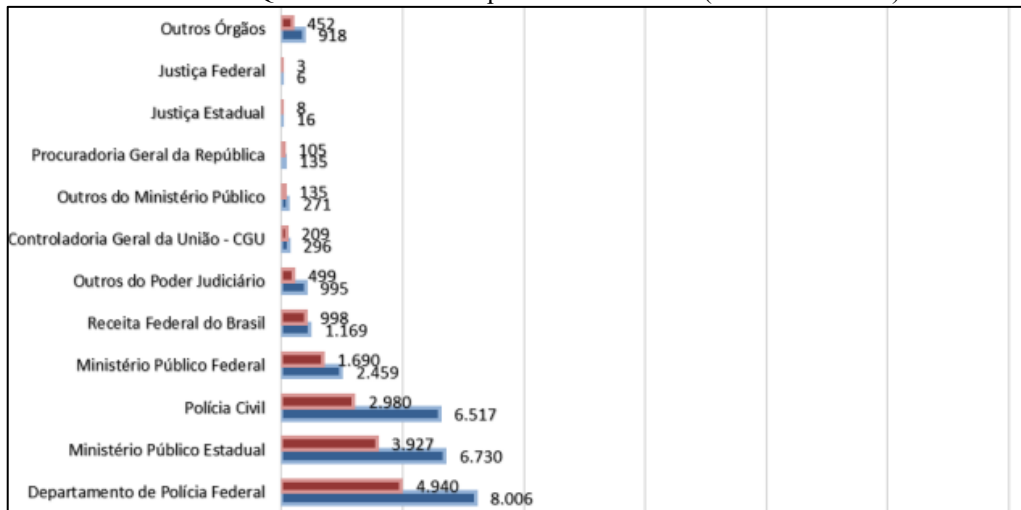
Gráfico 1 - Quantidade de Relatórios de Inteligência Financeira produzidos



Fonte: adaptado da cartilha “O que faz o COAF?”

Outro gráfico da mesma cartilha mostra a quantidade de Relatórios de Inteligência Financeira enviados por tipo de órgão entre janeiro de 2014 e junho de 2019:

Gráfico 2 - Quantidade de RIF espontâneos enviados (linhas vermelhas)



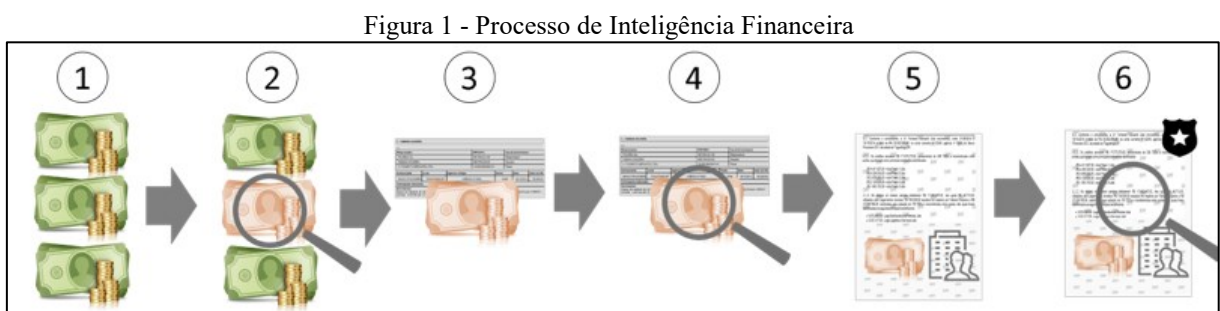
Fonte: adaptado da cartilha “O que faz o COAF?”

No Gráfico 2 percebe-se que a Polícia Federal foi a maior destinatária de Relatórios

² Site: https://www.fazenda.gov.br/orgaos/coaf/banners-rotativos/o_que_faz.pdf. Acesso em 26/07/2019.

de Inteligência Financeira, com 4.940 relatórios recebidos entre janeiro de 2014 e junho de 2019. Isso revela a importância de se agilizar ou, até mesmo, automatizar o processo de análise desses relatórios, especialmente em virtude dos limitados recursos humanos disponíveis.

Como já citado, os Relatórios de Inteligência Financeira são produzidos pelo Conselho de Controle de Atividades Financeiras (COAF) em um processo chamado “Inteligência Financeira”, que é caracterizado pelas seguintes etapas mostradas na Figura 1, disciplinadas pelos artigos 9 a 15 da Lei 9.613/98:



Fonte: elaborado pelo autor

A etapa 1 ilustra as operações que ocorrem no sistema financeiro nacional, podendo ser, a título exemplificativo, transações bancárias, investimentos no mercado de capitais, aquisições de títulos de previdência, contratações de seguros, compra de bens móveis ou imóveis, entre outros. Estas operações são realizadas e registradas por pessoas jurídicas, como as instituições bancárias, as corretoras de valores mobiliários, as seguradoras e as imobiliárias. Mas também podem ser intermediadas ou aconselhadas por pessoas físicas, especialmente as que atuam no mercado financeiro, tais como contadores, corretores de imóveis, comerciantes e consultores, de acordo com o artigo 9º da Lei 9.613/98:

Art. 9º - Sujeitam-se às obrigações referidas nos arts. 10 e 11 as pessoas físicas e jurídicas que tenham, em caráter permanente ou eventual, como atividade principal ou acessória, cumulativamente ou não:

I - a captação, intermediação e aplicação de recursos financeiros de terceiros, em moeda nacional ou estrangeira;

II - a compra e venda de moeda estrangeira ou ouro como ativo financeiro ou instrumento cambial;

III - a custódia, emissão, distribuição, liquidação, negociação, intermediação ou administração de títulos ou valores mobiliários.

Parágrafo único. Sujeitam-se às mesmas obrigações:

I – as bolsas de valores, as bolsas de mercadorias ou futuros e os sistemas de negociação do mercado de balcão organizado;

II - as seguradoras, as corretoras de seguros e as entidades de previdência complementar ou de capitalização;

III - as administradoras de cartões de credenciamento ou cartões de crédito, bem como as administradoras de consórcios para aquisição de bens ou serviços;

IV - as administradoras ou empresas que se utilizem de cartão ou qualquer outro meio eletrônico, magnético ou equivalente, que permita a transferência de fundos;

V - as empresas de arrendamento mercantil (leasing), as empresas de fomento comercial (factoring) e as Empresas Simples de Crédito (ESC);

VI - as sociedades que efetuem distribuição de dinheiro ou quaisquer bens móveis, imóveis, mercadorias, serviços, ou, ainda, concedam descontos na sua aquisição, mediante sorteio ou método assemelhado;

VII - as filiais ou representações de entes estrangeiros que exerçam no Brasil qualquer das atividades listadas neste artigo, ainda que de forma eventual;

VIII - as demais entidades cujo funcionamento dependa de autorização de órgão regulador dos mercados financeiro, de câmbio, de capitais e de seguros;

IX - as pessoas físicas ou jurídicas, nacionais ou estrangeiras, que operem no Brasil como agentes, dirigentes, procuradoras, comissionárias ou por qualquer forma representem interesses de ente estrangeiro que exerça qualquer das atividades referidas neste artigo;

X - as pessoas físicas ou jurídicas que exerçam atividades de promoção imobiliária ou compra e venda de imóveis;

XI - as pessoas físicas ou jurídicas que comercializem jóias, pedras e metais preciosos, objetos de arte e antiguidades.

XII - as pessoas físicas ou jurídicas que comercializem bens de luxo ou de alto valor, intermedeiem a sua comercialização ou exerçam atividades que envolvam grande volume de recursos em espécie;

XIII - as juntas comerciais e os registros públicos;

XIV - as pessoas físicas ou jurídicas que prestem, mesmo que eventualmente, serviços de assessoria, consultoria, contadoria, auditoria, aconselhamento ou assistência, de qualquer natureza, em operações:

- a) de compra e venda de imóveis, estabelecimentos comerciais ou industriais ou participações societárias de qualquer natureza;
 - b) de gestão de fundos, valores mobiliários ou outros ativos;
 - c) de abertura ou gestão de contas bancárias, de poupança, investimento ou de valores mobiliários;
 - d) de criação, exploração ou gestão de sociedades de qualquer natureza, fundações, fundos fiduciários ou estruturas análogas;
 - e) financeiras, societárias ou imobiliárias; e
 - f) de alienação ou aquisição de direitos sobre contratos relacionados a atividades desportivas ou artísticas profissionais;
- XV - pessoas físicas ou jurídicas que atuem na promoção, intermediação, comercialização, agenciamento ou negociação de direitos de transferência de atletas, artistas ou feiras, exposições ou eventos similares;
- XVI - as empresas de transporte e guarda de valores;
- XVII - as pessoas físicas ou jurídicas que comercializem bens de alto valor de origem rural ou animal ou intermediem a sua comercialização; e
- XVIII - as dependências no exterior das entidades mencionadas neste artigo, por meio de sua matriz no Brasil, relativamente a residentes no País.

A etapa 2 representa o registro e o monitoramento que é realizado por pessoas obrigadas pelo artigo 9º da Lei 9.613/98 e que é feito sobre as transações de seus clientes. Isto está disciplinado pelo artigo 10 da mesma Lei:

Art. 10. As pessoas referidas no art. 9º:

- I - identificarão seus clientes e manterão cadastro atualizado, nos termos de instruções emanadas das autoridades competentes;
- II - manterão registro de toda transação em moeda nacional ou estrangeira, títulos e valores mobiliários, títulos de crédito, metais, ou qualquer ativo passível de ser convertido em dinheiro, que ultrapassar limite fixado pela autoridade competente e nos termos de instruções por esta expedidas;
- III - deverão adotar políticas, procedimentos e controles internos, compatíveis com seu porte e volume de operações, que lhes permitam atender ao disposto neste artigo e no art. 11, na forma disciplinada pelos órgãos competentes;

IV - deverão cadastrar-se e manter seu cadastro atualizado no órgão regulador ou fiscalizador e, na falta deste, no Conselho de Controle de Atividades Financeiras (Coaf), na forma e condições por eles estabelecidas;

V - deverão atender às requisições formuladas pelo Coaf na periodicidade, forma e condições por ele estabelecidas, cabendo-lhe preservar, nos termos da lei, o sigilo das informações prestadas.

§ 1º Na hipótese de o cliente constituir-se em pessoa jurídica, a identificação referida no inciso I deste artigo deverá abranger as pessoas físicas autorizadas a representá-la, bem como seus proprietários.

§ 2º Os cadastros e registros referidos nos incisos I e II deste artigo deverão ser conservados durante o período mínimo de cinco anos a partir do encerramento da conta ou da conclusão da transação, prazo este que poderá ser ampliado pela autoridade competente.

§ 3º O registro referido no inciso II deste artigo será efetuado também quando a pessoa física ou jurídica, seus entes ligados, houver realizado, em um mesmo mês-calendário, operações com uma mesma pessoa, conglomerado ou grupo que, em seu conjunto, ultrapassem o limite fixado pela autoridade competente.

Por sua vez, a 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), pela Superintendência de Seguros Privados (SUSEP), pela Polícia Federal, entre outros. Também pode ser feita pelo próprio COAF, de maneira residual, quando não houver regulador próprio.

Na etapa 4, as operações suspeitas detectadas são comunicadas pelas pessoas obrigadas ao COAF, por meio de um sistema denominado SISCOAF³, que funciona pela *internet*, conforme disciplina o artigo 11 da Lei 9.613/98:

Art. 11. As pessoas referidas no art. 9º:

I - dispensarão especial atenção às operações que, nos termos de instruções emanadas das autoridades competentes, possam constituir-se em sérios indícios dos crimes previstos nesta Lei, ou com eles relacionar-se;

³ <https://siscoaf.fazenda.gov.br/siscoaf-internet/pages/siscoafInicial.jsf>

II - deverão comunicar ao Coaf, abstendo-se de dar ciência de tal ato a qualquer pessoa, inclusive àquela à qual se refira a informação, no prazo de 24 (vinte e quatro) horas, a proposta ou realização:

a) de todas as transações referidas no inciso II do art. 10, acompanhadas da identificação de que trata o inciso I do mencionado artigo; e

b) das operações referidas no inciso I;

III - deverão comunicar ao órgão regulador ou fiscalizador da sua atividade ou, na sua falta, ao Coaf, na periodicidade, forma e condições por eles estabelecidas, a não ocorrência de propostas, transações ou operações passíveis de serem comunicadas nos termos do inciso II.

§ 1º As autoridades competentes, nas instruções referidas no inciso I deste artigo, elaborarão relação de operações que, por suas características, no que se refere às partes envolvidas, valores, forma de realização, instrumentos utilizados, ou pela falta de fundamento econômico ou legal, possam configurar a hipótese nele prevista.

Então, na etapa 5, o COAF examina as operações suspeitas que foram comunicadas, em conjunto com outras informações em sua base de dados. Nesta análise, se o COAF concluir pela existência de indícios de ilicitude, elabora o Relatório de Inteligência Financeira (RIF).

Finalmente, na etapa 6, o RIF é difundido para órgãos de persecução criminal, como Polícia Federal, Ministério Público Federal, Polícias Civis e/ou Ministérios Públicos Estaduais. No entanto, também podem ser destinados para outros órgãos, como, por exemplo, a Receita Federal, a Controladoria Geral da União e a Justiça do Trabalho, dependendo da natureza dos fatos suspeitos.

Esse é o chamado “RIF espontâneo” ou “RIF de ofício”, uma vez que é elaborado por iniciativa do próprio COAF, sem ter sido demandado para tal, no intento de prevenir a ocorrência de lavagem de dinheiro ou, mesmo, para agilizar sua apuração pelos Órgãos competentes. Já o “RIF de intercâmbio” é gerado para atendimento a solicitações específicas de autoridades, especialmente no decurso de uma investigação criminal.

1.1 Definição do problema

Geralmente, 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 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. Isto porque é comum que um RIF tenha dezenas de registros de operações financeiras suspeitas envolvendo, em muitos casos, centenas de pessoas e empresas.

Além disso, em qualquer análise investigativa torna-se necessário o levantamento dos dados adicionais sobre as pessoas e empresas envolvidas, a fim de entender suas características e seus relacionamentos. São exemplos desses dados os registros cadastrais, vínculos societários, históricos trabalhistas, antecedentes criminais, processos judiciais, entre outros. Então, além das dezenas de operações financeiras suspeitas descritas no RIF, o analista ainda terá que examinar um grande conjunto de informações sobre cada uma das diversas pessoas físicas e empresas. Diante disso, revelam-se como dois grandes problemas para a análise de RIF o grande volume de dados e a complexidade das informações.

Desta forma, este trabalho busca responder a seguinte questão de pesquisa: Como processar o grande volume de dados e facilitar o entendimento das complexas informações de um Relatório de Inteligência Financeira?

1.2 Hipótese

Para melhorar a compreensão dos Relatórios de Inteligência Financeira, devido ao grande volume de dados e a complexidade das informações, propõe-se desenvolver um método de análise de grafos com destaque de entidades relevantes, utilizando ferramentas tecnológicas para automatizar o processamento de dados, aprimorando a sua eficiência.

1.3 Objetivos

O objetivo geral deste estudo é desenvolver um método de identificação de “entidades destaque” com a aplicação de tecnologias de *business intelligence* e de análise de vínculos para melhorar a análise de Relatórios de Inteligência Financeira.

E os objetivos específicos são:

a) Descrever um modelo já existente com a utilização de ferramenta de planilhas eletrônicas em operações financeiras suspeitas de Relatórios de Inteligência Financeira;

- b) Descrever um modelo já existente com a utilização de ferramenta de análise de vínculos em operações financeiras suspeitas de Relatórios de Inteligência Financeira;
- c) Desenvolver um novo modelo de identificação de “entidades destaque” com a aplicação de tecnologias de *business intelligence* e de análise de vínculos em Relatórios de Inteligência Financeira.

1.4 Relação com a Ciência da Informação

Borko (1968) definiu a Ciência da Informação como “a disciplina que investiga as propriedades e o comportamento informacional, as forças que governam os fluxos de informação, e os significados do processamento da informação, visando à acessibilidade e a usabilidade ótima”.

Pode-se compreender o processo de Inteligência Financeira, esquematizado pela Figura 1, por meio da Ciência da Informação (CI) definida por Borko. Isto porque na Inteligência Financeira são várias as informações que podem ter suas propriedades e comportamento investigados, especialmente aquelas contidas nos Relatórios de Inteligência Financeira (RIF).

As forças presentes na Inteligência Financeira são a necessidade de prevenção e combate à lavagem de dinheiro. Já os fluxos de informação são os que se originam daqueles que comunicam as operações suspeitas, passam pelo COAF e seguem para as autoridades competentes por meio do RIF. Tais autoridades, então, fazem a acessibilidade e usabilidade das informações do RIF para fins investigativos.

Neste processo de Inteligência Financeira também estão presentes as ações que Borko (1968) explicou serem as preocupações da Ciência da Informação: “origem, coleção, organização, armazenamento, recuperação, interpretação, transmissão, transformação, e utilização da informação”. A origem da Inteligência Financeira está na detecção de operações suspeitas, que serão coletadas e posteriormente transmitidas ao COAF. Este armazena e organiza as informações recebidas e, em seguida, as interpreta em conjunto com outras informações recuperadas de seus sistemas internos. Concluindo pela presença de indícios de ilicitude, o COAF transforma as informações em um relatório, enviando-o às autoridades competentes para sua utilização em investigações criminais.

Considerando que a Inteligência Financeira trata da obtenção e produção de

informações, é importante entender o significado da palavra “informação”. Neste sentido, Buckland (1991) propõe três significados: “Informação-como-processo”, “Informação-como-conhecimento” e “Informação-como-coisa”.

Segundo o autor, a informação como processo tem a ver com o “ato de informar”. Pode-se dizer, então, que a “informação-como-processo” está nas comunicações das operações suspeitas ao COAF e deste para as autoridades investigativas. A informação como conhecimento são os fatos, assuntos e/ou eventos comunicados. Por esta definição, a “informação-como-conhecimento” são as próprias operações financeiras suspeitas. E, por fim, a informação vista como coisa está ligada a objetos, tais como dados e documentos. No processo de Inteligência Financeira, o melhor exemplo de “informação-como-coisa” é o próprio Relatório de Inteligência Financeira.

1.5 Estrutura do trabalho

Este trabalho está dividido em seis capítulos: 1) Introdução; 2) Metodologia; 3) Revisão de Literatura; 4) Desenvolvimento; 5) Resultados; e 6) Conclusão.

No primeiro capítulo foram introduzidos o tema e o problema de pesquisa, apresentados os objetivos gerais e específicos e, ainda, a relação com a Ciência da Informação.

No Capítulo 2 são descritos os aspectos metodológicos do trabalho, destacando que os principais métodos empregados foram de pesquisas bibliográficas e experimentais.

O Capítulo 3 descreve o protocolo de Revisão Sistemática de Literatura utilizado para a busca e revisão sobre os principais conceitos e tecnologias, ainda, para identificar obras relacionadas, que versam sobre aplicação de análise de vínculos ou de *business intelligence* em investigações de lavagem de dinheiro.

No Capítulo 4 são explicados os métodos já existentes para processamento e análise de Relatórios de Inteligência Financeira por meio de programas de planilhas eletrônicas e de análise de vínculos. E apresenta-se o desenvolvimento de um novo método de análise, que se constitui no processamento de “métricas de relevância” por um programa de *business intelligence (BI)* e visualização em formato de grafos com destaque de entidades suspeitas.

No Capítulo 5 são apresentados os resultados do processamento desse novo método de análise, por um programa de *business intelligence (BI)*, em dados de 20 (vinte) Relatórios de

Inteligência Financeira e a posterior geração de grafos com destaque de entidades relevantes.

Por fim, no Capítulo 6 são apresentadas as conclusões e as considerações finais.

2 METODOLOGIA

Os métodos de pesquisa usados no presente trabalho foram de pesquisas bibliográficas e experimentais:

a) Pesquisa bibliográfica, com a exploração de conceitos de “lavagem de dinheiro”, “*business intelligence*” e de “análise de vínculos” e, ainda, de publicações que versam sobre a utilização de tecnologias de análise de dados em investigações de lavagem de dinheiro;

b) Pesquisa experimental, por meio de testes com programas de análise de vínculos e de *business intelligence* em operações financeiras de Relatórios de Inteligência Financeira, com a aplicação de métricas de relevância baseadas na análise de um RIF Modelo e em tipologias descritos pelo COAF.

Na pesquisa experimental, inicialmente foram descritos dois métodos já existentes de análise de RIF na Polícia Federal por meio dos programas de planilhas eletrônicas e de análise de vínculos, que apesar de muito úteis, dependem totalmente da interpretação humana.

Posteriormente, foi desenvolvida uma metodologia inédita de análise de RIF na Polícia Federal combinando o processamento de dados em programa de *business intelligence* e a geração de grafos com destaque de entidades em programa de análise de vínculos. Este método automatiza o destaque de elementos suspeitos nos grafos, que é o principal objetivo e contribuição deste estudo. Este modelo foi denominado como “Modelo RIF BI” e seu desenvolvimento foi através das seguintes ações:

1) Seleção de um Relatório de Inteligência Financeira (RIF), chamado neste trabalho como “RIF Modelo”, gerado em arquivo do tipo PDF (*Portable Document Format*);

2) Estruturação manual das operações do “RIF Modelo”, em arquivo do tipo PDF, para uma planilha eletrônica. Tal atividade exige a interpretação humana do RIF, para identificar as operações financeiras que estão em formato textual e transcrevê-las para planilhas;

3) Consulta e estruturação dos dados cadastrais, societários e trabalhistas das pessoas, físicas e jurídicas, envolvidas nas operações do “RIF Modelo”;

4) Anonimização de todos os dados do “RIF Modelo”, alterando os nomes e documentos das empresas e pessoas físicas envolvidas, em razão da natureza sigilosa destes dados.

5) Carga dos dados no programa *Qlikview* em arquivo chamado “RIF.qvw”;

6) Definição de métricas de relevância “Empresas Suspeitas” e “Contadores Suspeitos”, com base na análise de um “RIF Modelo” e no estudo da publicação “Casos & Casos” do COAF;

7) Configuração das métricas de relevância no programa de *business intelligence*, e visualização em formato de grafos em programa de análise de vínculos, gerando o “Modelo RIF BI”;

Após o desenvolvimento, o “Modelo RIF BI” foi aplicado em outros 20 (vinte) Relatórios de Inteligência Financeira disponíveis na Polícia Federal, automaticamente identificando “entidades suspeitas” em 12 (doze) relatórios. Por fim, como forma de avaliar o modelo, estes 12 (doze) relatórios foram analisados de forma mais detalhada para verificar se as entidades realmente possuem características suspeitas.

3 REVISÃO DE LITERATURA

Busca-se no presente capítulo realizar uma revisão da literatura acerca dos principais conceitos e tecnologias abordados na presente pesquisa e, ainda, sobre eventuais trabalhos relacionados. Na primeira parte desta revisão de literatura, mostra-se o resultado de busca sobre os conceitos dos principais temas e tecnologias relacionados ao estudo, quais sejam: “lavagem de dinheiro”, “*business intelligence*” e “análise de vínculos”. E na segunda parte apresenta-se o resultado de uma revisão sistemática de literatura sobre trabalhos relacionados à aplicação de tecnologias de “*business intelligence*” ou de “análise de vínculos” em investigações de lavagem de dinheiro.

3.1 Conceitos principais

Os conceitos pesquisados foram “lavagem de dinheiro”, “análise de vínculos” e “*business intelligence*”, que são os principais temas deste estudo. O termo “lavagem de dinheiro” foi pesquisado porque as principais informações processadas neste trabalho foram extraídas de documentos produzidos para a prevenção e investigação deste tipo de crime, os chamados Relatórios de Inteligência Financeira. Por sua vez, a “análise de vínculos” porque foi a tecnologia escolhida para a visualização dos grafos, que são o produto final desta pesquisa. E, por fim, o “*business intelligence*” porque foi a tecnologia utilizada para realizar o tratamento, a carga e o cruzamento dos dados estudados.

A revisão de literatura científica foi realizada na base *Web of Science*, disponível pelo portal de periódicos da Capes⁴, por ser uma base conceituada mundialmente e amplamente utilizada por pesquisadores da Ciência da Informação. Como parâmetros de pesquisa, os termos foram buscados somente no título, com publicações em todos os anos, em todos os idiomas e que estavam com o acesso aberto. Foram realizadas as seguintes consultas:

a) “Lavagem de dinheiro”: em 04/05/19 foi pesquisado o termo "*money laundering*" em publicações das áreas de conhecimento ligadas ao Direito (“*law*” e “*criminology penology*”), tendo como resultado 25 trabalhos.

⁴ <http://www.periodicos.capes.gov.br/>

a) “Análise de vínculos”: em 04/05/19 foi pesquisado o termo “*link analysis*” e em 30/06/19 foram consultados os termos “*graph analysis*”, “*graphs analysis*” e “*social network analysis*”, nas áreas de conhecimento ligadas à Ciência da Computação (“*computer science artificial intelligence*”, “*computer science hardware architecture*”, “*computer science information systems*”, “*computer science interdisciplinary applications*”, “*computer science software engineering*” e “*computer science theory methods*”), apresentando 60 trabalhos como resultado.

b) “*Business intelligence*”: em 04/05/19 foi pesquisado o termo “*business intelligence*” em publicações das áreas de conhecimento ligadas à Ciência da Computação (“*computer science artificial intelligence*”, “*computer science hardware architecture*”, “*computer science information systems*”, “*computer science interdisciplinary applications*”, “*computer science software engineering*” e “*computer science theory methods*”), resultando em 49 trabalhos.

Esses 134 trabalhos foram estudados e, com base nisso, foram extraídos alguns conceitos e definições ligados à “lavagem de dinheiro”, “análise de vínculos” e “*business intelligence*”, como se mostra a seguir.

3.2 Conceito de Lavagem de Dinheiro

Foram encontradas algumas definições sobre lavagem de dinheiro, basicamente conceituando-a como um processo de prover aparência limpa a recursos de origem ilícita.

Segundo Hernández Quintero (2017), a lavagem de dinheiro é o processo pelo qual uma pessoa procura atribuir aparência de legalidade a bens que têm sua origem mediata ou imediata em atividades criminais.

Esoimeme (2015), conforme citado por Hopkins e Shelton (2019), descreve a lavagem de dinheiro como um processo que transforma insumos ilegais em produtos supostamente legítimos.

Segundo Utama (2016), o objetivo fundamental da lavagem de dinheiro é desconectar a renda de um crime de sua fonte e o processo visa transformar os lucros do crime em ativos que parecem legítimos.

Neste mesmo sentido, Nasir (2018) explica que é um processo para disfarçar o

proprietário original, bem como o resultado de atividades ilegais, para dar uma impressão de um status legítimo.

Alguns autores explicam que um dos objetivos da lavagem de dinheiro, provavelmente o principal, é permitir que os infratores façam proveito do produto do crime sem evidenciar sua origem ilícita.

Neste sentido, Mat et al. (2015) explicam que a lavagem de dinheiro é uma maneira de legitimar ganhos ilícitos que são acumulados através de atividades ilegais e permite que os criminosos aproveitem o produto de seu crime.

Por sua vez, Zali (2018), diz que a lavagem é um método utilizado pelos criminosos para disfarçar a origem dos ganhos ilegítimos, com a intenção de usufruir do seu dinheiro “limpo” sem a interferência de rivais criminosos ou de agências de aplicação da lei.

Alguns estudos explicam que a lavagem de dinheiro é complexa e envolve algumas etapas para sua realização, como as chamadas “colocação”, “estratificação” e “integração”.

Sobre as etapas da lavagem, Utama (2016) explica que são pelo menos três principais: colocação, estratificação e integração. O estágio de colocação, em que o dinheiro ganho de atividades ilegais, ou o dinheiro usado para ajudar e instrumentar a atividade ilegal, é introduzido no sistema financeiro. A estratificação é o próximo estágio, que visa distanciar e ocultar a origem do dinheiro da fonte ou atividade ilegais. E a fase de integração é a última etapa da lavagem de dinheiro, que é o ingresso do dinheiro ao mercado com uma aparência limpa.

Sobre sua complexidade, Ctivos (2017) exemplifica que a lavagem de dinheiro pode envolver uma multiplicidade de transferências e transações, e que seu rastreamento é dificultado com a crescente universalização do mercado de capitais, as facilidades de certos refúgios financeiros e a circulação eletrônica de dinheiro.

Em relação aos danos causados pela lavagem de dinheiro, La Torre Lascano (2017) diz que ela pode ter efeitos negativos nos campos econômico, social e político. Os efeitos econômicos se referem à concorrência desleal entre empresas, à distorção de preços, ao efeito negativo sobre o investimento e, eventualmente, à exclusão de empresas honestas. Efeitos sociais incluem aumento de corrupção e suborno, exigindo permanentemente colaboradores e cúmplices, motivo pelo qual mais pessoas são atraídas pelo crime. E os efeitos políticos são que os criminosos prejudicam os sistemas democráticos, quando assumem altas funções públicas.

Um outro dano causado pela lavagem é em relação à justiça criminal, pois, em razão da sua complexidade, demanda muito esforço, custo e tempo, do ponto de vista da investigação e do processo judicial.

Oliveira et al. (2017) destacam entre as principais dificuldades para a detecção da lavagem: (a) seu caráter transnacional; (b) sua inserção no informatizado e dinâmico sistema financeiro; (c) o fato de envolver as mais complexas e poderosas organizações criminosas como suas principais praticantes; (d) os crimes com os quais a lavagem se relaciona, que se dá de modo mais acentuado com aqueles crimes e contravenções que movimentam mais dinheiro, como o tráfico de entorpecentes, a corrupção, a sonegação fiscal, a evasão de divisas e a exploração de jogos de azar.

Com base nos conceitos acima, a lavagem de dinheiro pode ser definida como um processo de dar aparência lícita a recursos de origem ilícita. Um dos seus principais objetivos é permitir que os infratores façam proveito do produto do crime sem evidenciar sua origem. A lavagem de dinheiro costuma ser complexa, podendo envolver algumas etapas como as chamadas “colocação”, “estratificação” e “integração” e pode gerar danos nos campos econômico, social e político.

3.3 Conceito de Análise de Vínculos

No meio investigativo, o termo “análise de vínculos” se refere à técnica usada em programas que geram diagramas que mostram determinadas entidades conectadas por meio de vínculos. Já no meio científico os diagramas são chamados de "grafos", enquanto as entidades são os "nós" e os vínculos são as "arestas".

Conforme o conceito acima, foram pesquisados os seguintes termos em inglês para se buscar o equivalente à análise de vínculos no meio científico: “*link analysis*”, “*graph analysis*”, “*graphs analysis*” e “*social network analysis*”.

Após o estudo das publicações contendo tais expressões, chegou-se à conclusão de que o termo mais adequado ao contexto do presente estudo é o *social network analysis* (doravante *SNA*), como se passa a explicar.

Chu et al. (2015) definem a *SNA* como uma combinação de teorias, métodos e medidas que podem ser usadas para estudar a estrutura social criada pelos relacionamentos entre as

peças. Seu foco não é apenas nos atributos individuais ou de qualquer pessoa específica, mas também nos relacionamentos e nas características da rede.

Por sua vez, Maharani e Gozali (2015) explicam que a *SNA* é o mapeamento e a medição de relacionamentos e fluxos entre pessoas, grupos, organizações, computadores, *sites* da *Web* e outras entidades de processamento de informações.

Mittelmeier et al. (2016) explicam que a *SNA* fornece um conjunto de ferramentas para analisar as conexões entre os indivíduos em um ambiente face a face, permitindo descobrir padrões de relacionamento social e de aprendizagem.

Basicamente um programa de informática de *SNA* trabalha com três elementos: grafos, nós e arestas.

Conforme Korba et al. (2006), a *SNA* exibe relacionamentos como grafos, com nós representando indivíduos e arestas representando tipos de interação. O grau e o tipo de interações podem ser representados pelos comprimentos, cores e larguras de nós e arestas.

Segundo Merrill e Hripcsak (2008), na *SNA* uma rede é representada como um grafo que consiste em um conjunto de nós vinculados por arestas. Uma rede social é definida como um grupo de entidades que possuem algum tipo de relacionamento e interagem dentro de um ambiente compartilhado.

Para Taniarza et al. (2018), as redes sociais podem ser definidas como conjuntos de usuários e relacionamentos entre outros usuários. Usuários e relacionamentos podem ser medidos e mapeados em grafos por análise de padrões de interação ou definidos como *SNA*, onde o usuário é representado como um nó e a relação é representada como aresta.

Tonta e Darvish (2010) explicam que a *SNA* consiste em atores (ou nós) e laços (ou arestas), onde atores são, por exemplo, pessoas, equipes ou empresas e laços são, por exemplo, amizade entre várias pessoas, colaboração entre equipes e relações de negócios entre empresas.

Alguns autores destacam a importância da *SNA* em vários setores sociais e em diversos campos do conhecimento humano.

Chu et al. (2015) apontam que a *SNA* fornece muitas ferramentas para nos ajudar a entender como as pessoas ou organizações estão conectadas de determinadas maneiras, encontrar estruturas ocultas que possam existir e identificar atores potencialmente importantes. O autor diz que a *SNA* é usada em muitos campos diferentes, como comunicação internacional, sistemas ecológicos, genética, bioinformática, para citar alguns. Ele ainda explica que as

visualizações baseadas nos grafos de rede, ou sociogramas, podem ajudar os pesquisadores a identificar propriedades estruturais relevantes ou padrões que vinculam conjuntos de atores e revelam atributos da rede que não são imediatamente visíveis em dados brutos.

Por sua vez, Maharani e Gozali (2015) revelam que pesquisas sobre *SNA* estão sendo aplicadas em uma variedade de casos, como para escolher o político mais influente em um país, para identificação humana afetada pelo HIV em uma população, para escolha dos funcionários mais populares da empresa, entre outros. As redes sociais baseiam-se na ideia de que existe uma estrutura determinável para o modo como as pessoas se conhecem, direta ou indiretamente.

Zaphiris e Ang (2009) explicam que a *SNA* procura descrever as redes de relações da forma mais completa possível. Isso inclui provocar os padrões proeminentes nessas redes, rastrear o fluxo de informações através deles e descobrir quais efeitos essas relações e redes têm sobre pessoas e organizações. Portanto, ele pode ser usado para estudar padrões de rede de organizações, ideias e pessoas que se conectam por vários meios em um ambiente *on-line*.

Mochon (2016) destaca que a *SNA* atraiu atenção significativa nos últimos anos, porque essa técnica ajuda os pesquisadores a entender, encontrar e prever padrões e interações entre atores sociais, ou seja, identificar atores, papéis, subgrupos ou *clusters* centrais.

Segundo Kocak et al. (2016), o poder da *SNA* tem sido cada vez mais percebido e a técnica ganhou grande interesse na comunidade de pesquisa. Tornou-se muito popular em domínios multidisciplinares. A *SNA* concentra-se nas relações entre entidades sociais. Explicam que uma rede pode ser analisada com base em atores e conexões existentes para revelar certas descobertas que podem ser valiosas para tomadas de decisão eficazes e informativas.

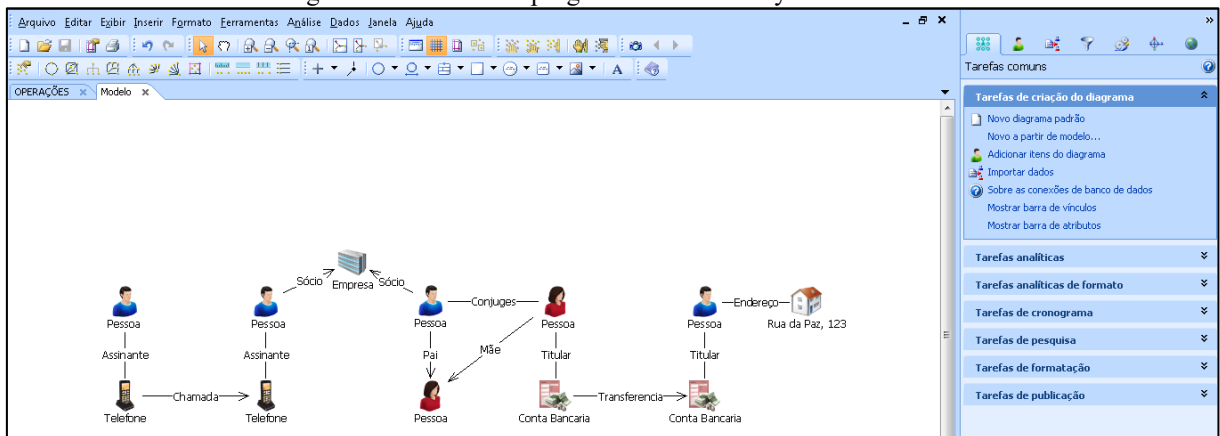
A partir destes conceitos, pode-se definir a *Social Network Analysis* como uma combinação de teorias, métodos e medidas que podem ser usadas para estudar a estrutura social criada pelos relacionamentos entre as pessoas. Na *SNA* uma rede é representada como um grafo que consiste em um conjunto de nós vinculados por arestas.

Pode-se perceber, também, que a *SNA* é uma técnica que pode ser empregada em vários campos sociais e em diversas áreas do conhecimento, como para identificar o político mais influente em um país, para mapeamento do HIV em uma população, para escolha dos funcionários mais populares de uma empresa, entre outras aplicações.

3.3.1 Programa de análise de vínculos: *IBM i2 Analyst's Notebook*

Existem vários *softwares* que geram grafos e propiciam, assim, a análise de vínculos (ou *Social Network Analysis*). Para o presente estudo foi usado o *IBM i2 Analyst's Notebook*⁵ (doravante *Analyst's*), pois é o adotado pela Polícia Federal como ferramenta padrão para este tipo de análise. O programa tem como principal interface a mostrada na Figura 2:

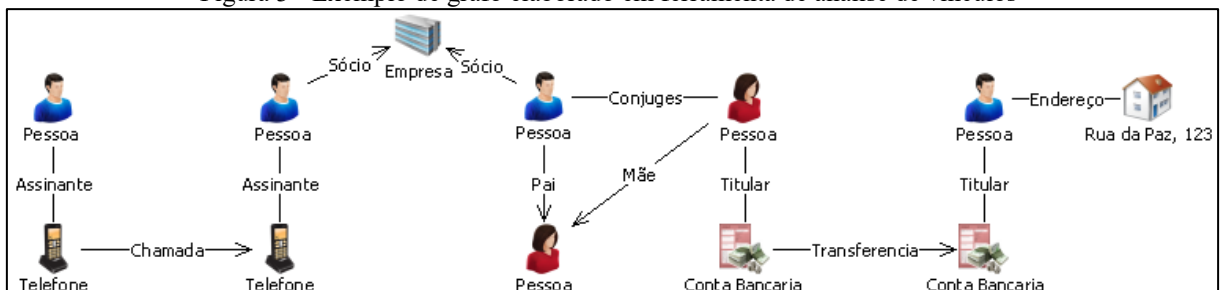
Figura 2 - Interface do programa IBM i2 Analyst's Notebook



Fonte: Elaborado pelo autor

No *Analyst's* são adotadas algumas nomenclaturas diferentes daquelas mostradas no capítulo anterior, que tratou sobre o conceito da SNA. No programa, um grafo é chamado de “diagrama”, enquanto os nós são chamados de “entidades” e as arestas são denominadas de “vínculos”. A Figura 3 mostra um exemplo de grafo criado no *Analyst's*:

Figura 3 - Exemplo de grafo elaborado em ferramenta de análise de vínculos



Fonte: Elaborado pelo autor

⁵ Ver mais em: <https://www.ibm.com/br-pt/marketplace/analysts-notebook>

As entidades são os objetos dispostos no grafo, tais como as pessoas, telefones, endereços e contas bancárias mostrados na Figura 3. Os vínculos são os relacionamentos entre as entidades do grafo como, por exemplo, as chamadas telefônicas, as transações bancárias e as relações de parentesco mostradas na Figura 3.

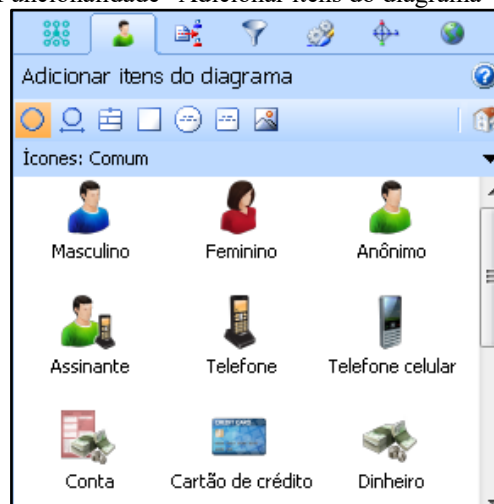
As entidades têm como configurações básicas a identidade, a etiqueta e o ícone. A identidade é um código que individualiza a entidade, tal como o CPF para uma pessoa física ou um CNPJ para uma empresa. Já a etiqueta é o texto que aparece junto à entidade, como o nome da pessoa ou a razão social de uma empresa. E o ícone é a representação gráfica da entidade, como a foto de uma pessoa ou da fachada de uma empresa.

Por sua vez, os vínculos têm como configurações básicas a etiqueta e a direção. A etiqueta é o texto que aparece sobre a linha do vínculo, indicando, por exemplo, que uma pessoa é proprietária de um telefone, que é sócia de uma empresa, que é mãe de outra pessoa, etc. E a direção vai indicar o sentido do vínculo.

No *Analyst's* é possível elaborar um grafo de 3 maneiras: “manualmente”; pela importação direta de dados; ou pelo programa *IBM i2 IBase*.

O grafo é criado “manualmente” com a inserção direta das entidades e vínculos pelo usuário, por meio da funcionalidade “Adicionar itens do diagrama”, mostrada na Figura 4:

Figura 4 - Funcionalidade “Adicionar itens do diagrama” do Analyst's

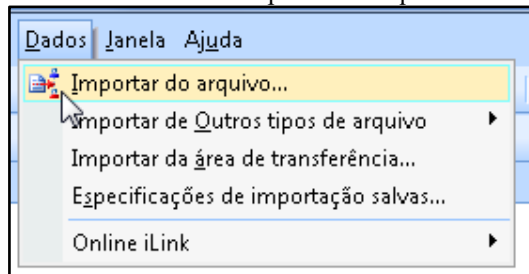


Fonte: Elaborado pelo autor

Já a criação de grafo por meio de importação de dados é feita pela função “Importar do arquivo”. Por esta funcionalidade, é possível configurar uma “especificação de importação”

que, quando aplicada em um determinado tipo de arquivo, gera um diagrama automaticamente. Esta função é acessada pelo menu “Dados”, como mostra a Figura 5:

Figura 5 - Funcionalidade “Importar do arquivo” do Analyst’s



Fonte: Elaborado pelo autor

Por fim, é possível criar grafos por meio do programa *IBM i2 IBase*, que é um modelo de banco de dados específico do conjunto de programas *i2*. Apesar do uso do *i2* de forma conjunta entre *IBase* e *Analyst's* geralmente ser o modelo mais adequado, dificilmente consegue ser aplicado por usuários sem um treinamento avançado. Já o *Analyst's*, seja pela diagramação manual ou pela importação de dados, pode ser aprendido com treinamentos mais simples ou, até mesmo, de maneira autodidata, por isso, foi escolhido para a presente pesquisa, principalmente pelos interessados na replicação das metodologias aqui apresentadas.

3.4 Conceito de *Business Intelligence (BI)*

O *Business Intelligence (BI)* costuma ser definido como um conjunto de elementos voltados para a melhoria da gestão de negócios, especialmente empresariais.

Segundo Kabakchieva (2015), o *BI* é uma estrutura conceitual para suporte à decisão, combinando arquitetura, bancos de dados, ferramentas e aplicativos analíticos, visando aproximar o desempenho atual e o desempenho desejado de uma organização conforme sua missão, objetivos e estratégias.

Wieder e Ossimitz (2015) explicam que o *BI* é um processo analítico, tecnologicamente suportado, que reúne e transforma dados fragmentados de empresas e mercados em informação ou conhecimento sobre objetivos, oportunidades e posições de uma organização.

Edelhauser e Ionica (2014) definem o *BI* como um conjunto de metodologias,

processos, arquiteturas e tecnologias que transformam dados brutos em informações úteis e significativas, usadas para possibilitar percepções e tomadas de decisões estratégicas, táticas e operacionais mais eficazes.

Conforme Foshay (2015), o *BI* pode ser definido como as técnicas, tecnologias, sistemas, práticas, metodologias e aplicativos que analisam dados críticos de negócios para ajudar uma empresa a entender melhor seus negócios e mercado e tomar decisões de negócios oportunas.

Guo (2019) conceitua o *BI* como um conjunto de metodologias, processos, arquiteturas e tecnologias que transformam dados brutos em informações úteis e significativas, usadas para possibilitar percepções e tomadas de decisão estratégicas, táticas e operacionais mais eficazes. O mesmo autor diz que, em geral, o *BI* consiste em três componentes: os dados, as tecnologias e os aplicativos, que normalmente são executados pelas empresas para apresentar informações internas e competitivas aos planejadores e tomadores de decisão.

Ram et al. (2016) destacam que o *BI* desempenha um papel importante na melhoria do desempenho organizacional, identificando novas oportunidades, destacando as potenciais ameaças, revelando novas ideias de negócios e aprimorando os processos de tomada de decisões.

Alguns autores abordam o *BI* sob o ponto de vista técnico, destacando tecnologias e métodos de análise que o suportam.

Segundo Nofal e Yusof (2013), o *BI* é um conceito de uso da tecnologia da informação como ferramenta de competitividade para empresas, para percepção de riscos que ocorrem no ambiente organizacional e possibilidades de ação.

Bach et al. (2016) destacam que o *BI* se refere ao 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.

Marín-Ortega et al. (2014) explicam que os sistemas de *BI* devem ter as seguintes características básicas: (a) Gerenciamento de dados: incluindo extração de dados, limpeza de dados, integração de dados, bem como armazenamento e manutenção eficientes de grandes quantidades de dados; (b) Análise de dados: incluindo consultas de informação, geração de relatórios e funções de visualização de dados; e (c) Descoberta de conhecimento: extrair informações úteis dos volumes crescentes de dados digitais em bancos de dados.

Algumas publicações trazem a evolução histórica do *Business Intelligence*, desde seu

surgimento na década de 1960 até os dias atuais em que se preocupa não somente com dados produzidos no ambiente empresarial, mas também em ambientes web e de dispositivos móveis.

Anjariny et al. (2013) ensinam que historicamente o *BI* apareceu como "Sistema de Informação Gerencial" (*Management Information System*) em meados da década de 1960. Com o rápido desenvolvimento das tecnologias de computação, o "Sistema de Apoio à Decisão" (*Decision Support System*) apareceu nos anos 1970. As melhorias e os avanços tecnológicos criaram sistemas de informações executivas e sistemas de *Data Warehousing (DW)*. No entanto, o crescimento maciço na demanda por um sofisticado sistema *DW* levou os pesquisadores a cunhar o termo *BI* como um substituto, sendo, desde então, a tecnologia predominante em uso.

Olszak (2014) aponta como as principais tecnologias de *BI* o *data warehousing*, o *data mining* e o *OLAP*, que são frequentemente chamados de “*BI 1.0*”. O autor diz que nos últimos anos, novas técnicas, tais como *web mining*, mineração de opinião, mineração móvel e processamento semântico, que se originam principalmente da *web* e mídia social, constituem o “*BI 2.0*”. E conclui explicando que o “*BI 3.0*” é responsável por coletar e analisar dados de dispositivos móveis.

Lanza-Cruz et al. (2018) relatam que o processamento e análise de dados massivos orientados para *BI* evoluíram nos últimos anos e que, tradicionalmente, as abordagens mais usadas combinaram tecnologias de *data warehouse (DW)*, processamento analítico *on-line (OLAP)* e multidimensional (*MD*).

Pela análise dos conceitos acima, o *business intelligence* é um conjunto de processos, métodos e tecnologias voltados para a melhoria da gestão de negócios. Sob o ponto de vista tecnológico, o *BI* permite o gerenciamento de dados, a análise de dados e a descoberta de conhecimento. As principais tecnologias de *BI* são o *data warehousing*, o *data mining* e o *OLAP*, chamados por alguns autores de “*BI 1.0*”. Novas técnicas, tais como *web mining*, mineração de opinião, mineração móvel e processamento semântico, que se originam principalmente da *web* e mídia social, constituem o “*BI 2.0*”, enquanto o “*BI 3.0*” é responsável por coletar e analisar dados de dispositivos móveis.

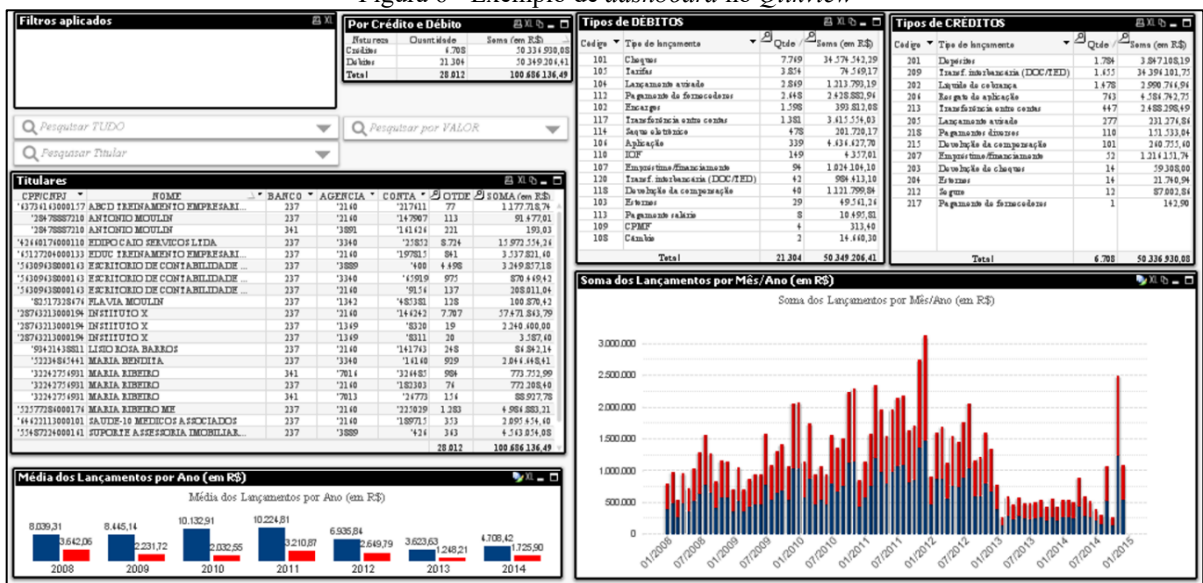
3.4.1 Programa de *BI*: *Qlikview*

Existem vários programas de *BI* disponíveis de forma gratuita. Para este estudo foi

usado o programa *Qlikview Personal Edition*⁶ (doravante *Qlikview*), pois já é uma ferramenta adotada por vários analistas da Polícia Federal para análises e cruzamentos de dados estruturados, como extratos bancários e extratos telefônicos, porém ainda não utilizada para análise de RIF gerado em arquivo do tipo PDF, que é o objeto do presente trabalho.

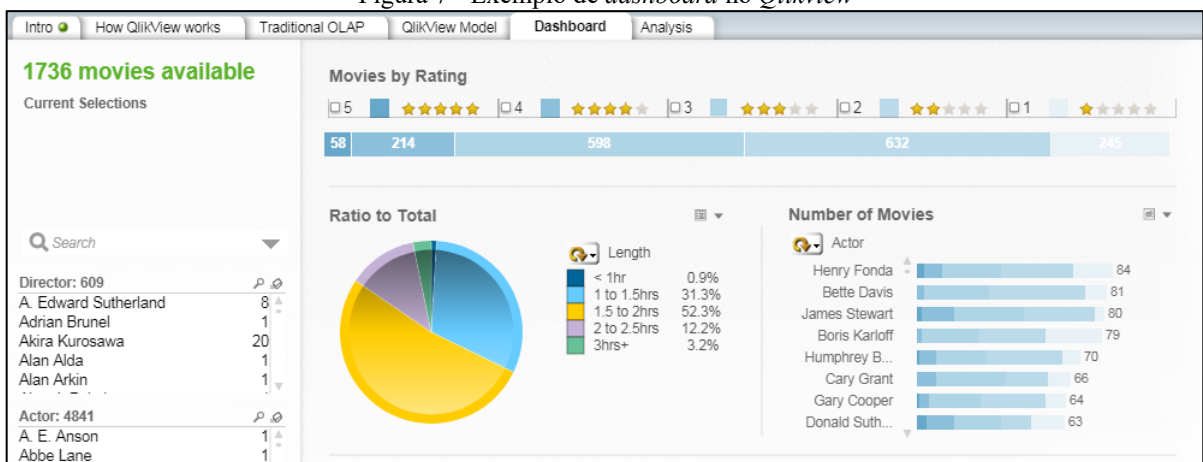
O *Qlikview* permite analisar grande volume de dados sob múltiplas dimensões, principalmente por meio de painéis (*dashboards*) contendo tabelas, gráficos e outros tipos de objetos, como ilustram as Figuras 6, 7 e 8:

Figura 6 - Exemplo de *dashboard* no *Qlikview*



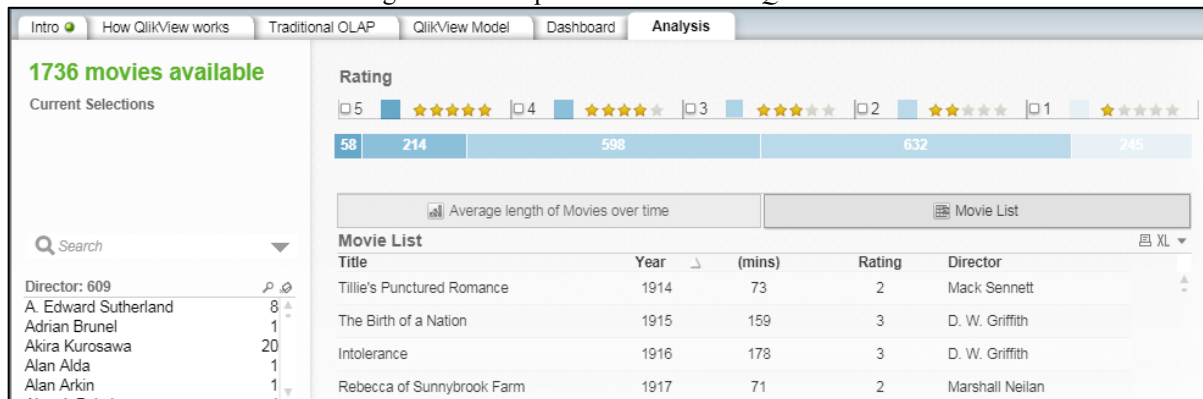
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 7 - Exemplo de *dashboard* no *Qlikview*



Fonte: Exemplo de *dashboard* fornecido pelo programa *Qlikview* em sua página inicial.

⁶ Ver mais em: <https://www.qlik.com/pt-br>. Acessado em 26 de julho de 2019

Figura 8 - Exemplo de *dashboard* no *Qlikview*

Fonte: Exemplo de *dashboard* fornecido pelo programa *Qlikview* em sua página inicial.

Para a criação de um *dashboard*, é necessário carregar os dados por um ambiente chamado *script*, que é uma área destinada ao processo de *ETL* (*extract, transform and load*), que significa extrair, tratar e carregar os dados. Em resumo, é pelo *script* que se indica o caminho dos dados, eventuais ações de tratamento sobre eles e como gravá-los no programa.

Realizadas a carga dos dados e a modelagem de relacionamento entre as tabelas, o usuário cria objetos, como tabelas e gráficos, para realizar visualizações (relação de pessoas e empresas, por exemplo) e agregações de dados (soma, média e contagem, por exemplo).

Quando o objeto se destina a mostrar algum tipo de cálculo, o usuário precisa definir suas dimensões e expressões. A expressão é um cálculo, como a “soma dos salários”, a “média de notas”, a “quantidade de pessoas”, etc. A expressão é configurada, basicamente, aplicando funções em determinados parâmetros. A título de exemplo, se a expressão serve para calcular a média de salários, a expressão terá a seguinte sintaxe: “=*média(salário)*”. E a dimensão é um critério para agrupar os dados, como “por idade”, “por sexo”, “por país”, entre outros.

3.5 Revisão de literatura sobre trabalhos relacionados

Para a busca de trabalhos relacionados com a presente pesquisa optou-se por utilizar uma Revisão Sistemática de Literatura (RSL). Kitchenham e Charters (2007) explicam que uma RSL é um meio de identificar, avaliar e interpretar toda a pesquisa disponível relevante para uma questão de pesquisa, ou área temática, ou fenômeno de interesse.

Ainda segundo Kitchenham e Charters (2007), existem muitas razões para realizar uma

revisão sistemática da literatura, sendo as mais comuns: (a) para resumir as evidências existentes relativas a um tratamento ou tecnologia; (b) identificar quaisquer lacunas na pesquisa atual, a fim de sugerir áreas para investigação adicional; e (c) fornecer uma estrutura ou contexto para posicionar adequadamente novas atividades de pesquisa.

Na primeira fase da presente RSL, são descritos os procedimentos metodológicos e as bases utilizadas. Na segunda fase, os trabalhos recuperados são verificados conforme critérios de inclusão e exclusão, resultando em uma relação de trabalhos selecionados. E, finalmente, na terceira fase elabora-se uma breve descrição sobre os trabalhos selecionados.

3.5.1 Escopo e procedimentos da RSL

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

Para tanto, 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*, todas acessadas pelo portal de periódicos da Capes. E para possibilitar o estudo de todo o conteúdo das publicações foi colocado “Acesso aberto” como um dos parâmetros de busca.

3.5.2 Resultados da RSL

Considerando os parâmetros acima explicados, o resultado das primeiras buscas foi o mostrado no Quadro 1:

Quadro 1 - Buscas iniciais em *Web of Science*, *SCOPUS* e *IEEE*.

Base de dados	Campo	String de pesquisa	Quantidade
---------------	-------	--------------------	------------

<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

Fonte: elaborado pelo autor

Estas 12 publicações foram analisadas e apenas 1 foi selecionada como relevante para o presente estudo. Os critérios de exclusão foram os seguintes:

- a) Não está no contexto de investigação criminal;
- b) É sobre um *software* específico e não sobre uma categoria de tecnologia;
- c) É sobre prevenção de lavagem e não sobre investigação criminal;
- d) É sobre outros tipos de tecnologias, diferentes de análise de vínculos ou de *business intelligence*;
- e) É sobre outros tipos de crimes, diferentes da lavagem de dinheiro.

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 “crime” é uma palavra muito comum, nas bases *SCOPUS* e *IEEE* decidiu-se procurá-la somente no título. Os resultados destas novas consultas estão no Quadro 2:

Quadro 2 - Buscas complementares em *Web of Science*, *SCOPUS* e *IEEE*.

Base de dados	Campo	String de pesquisa	Quantidade
Web of Science	Tópico	TS=(("link analysis" OR "social network analysis") AND ("crime"))	11
		TS=(("business intelligence" OR "OLAP"))	1

		AND ("crime"))	
Scopus	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
IEEE	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

Fonte: elaborado pelo autor

Entre estas 21 publicações tinha 1 duplicada que, então, foi excluída. As 20 restantes foram analisadas e 4 foram selecionadas como relevantes. Os critérios de exclusão foram os seguintes:

- a) Não está no contexto de investigação criminal;
- b) É sobre um *software* específico e não sobre uma categoria de tecnologia;
- c) É sobre prevenção de lavagem e não sobre investigação criminal;
- d) É sobre outros tipos de tecnologias, diferentes de análise de vínculos ou de *business intelligence*;
- e) É sobre outros tipos de crimes, diferentes da lavagem de dinheiro.

Considerando a pequena quantidade de trabalhos selecionados, 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 - Buscas no *Google Scholar*

Base de dados	Campo	String de pesquisa	Quantidade
<i>Google Scholar</i>	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

Fonte: elaborado pelo autor

Destas 3 publicações, 2 foram selecionadas e uma foi excluída por não estar no contexto de investigação criminal.

3.5.3 Trabalhos selecionados

Ao final das 3 consultas, 7 publicações foram selecionadas como relevantes para o presente estudo, conforme o Quadro 4:

Quadro 4 - Resultado final - Publicações selecionadas

Ordem	Referência bibliográfica	Autores
1	BICHLER, G., MALM, A., e COOPER, T. Drug supply networks: A systematic review of the organizational structure of illicit drug trade. <i>Crime Science</i> , 6(1). 2017. Disponível em: https://doi.org/10.1186/s40163-017-0063-3	Bichler, Malm e Cooper (2017)
2	DUIJN, P. A. C., e SLOOT, P. M. A. From data to disruption. <i>Digital Investigation</i> , 15, 39–45. 2015. 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 <i>Proceedings of the 2012 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, ASONAM 2012</i> (pp. 565–572). 2012. Disponível em: https://doi.org/10.1109/ASONAM.2012.96	Tayebi e Glasser (2012)
4	ROSTAMI, A., e MONDANI, H. 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). 2015. Disponível em: https://doi.org/10.1371/journal.pone.0119309	Rostami e Mondani (2015)
5	Duijn, P. A. C., Kashirin, V., e Sloot, P. M. A. The relative ineffectiveness of criminal network disruption. <i>Scientific Reports</i> , 4. 2014. Disponível em: https://doi.org/10.1038/srep04238	Duijn, Kashirin e Sloot (2014)
6	ROMÃO, Cide Ferreira. A Utilização de Ferramentas de Análise de Vínculos no Combate aos Crimes de Lavagem de Ativos. <i>Revista Brasileira de Ciências Policiais</i> , v. 4, n. 1, p. 35-67, 2014. Disponível em: https://periodicos.pf.gov.br/index.php/RBCP/article/view/134	Romão (2014)

7	FERRO JÚNIOR, Celso Moreira; DANTAS, George Felipe de lima. A descoberta e a análise de vínculos na complexidade da investigação criminal moderna. 2006. Disponível em: http://egov.ufsc.br/portal/sites/default/files/anexos/13124-13125-1-PB.pdf	Ferro Júnior e Dantas (2006)
---	---	------------------------------

Fonte: elaborado pelo autor

Abaixo segue uma breve descrição sobre cada um dos trabalhos selecionados, relacionados no Quadro 4.

Bichler, Malm e Cooper (2017) apresentam um estudo usando análise de redes sociais (“*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) descrevem 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.

Considerando a pequena quantidade de publicações resultantes nas buscas realizadas, pode-se concluir pela pouca exploração científica especificamente sobre a aplicação das tecnologias de análise de vínculos ou de *business intelligence* em investigações criminais de lavagem de dinheiro.

4 DESENVOLVIMENTO

4.1 Processamento e análise do RIF

Os Relatórios de Inteligência Financeira recebidos na Polícia Federal sofrem uma triagem inicial para identificar casos mais graves ou urgentes, ou com investigações em andamento, ou que servem para complementar outro relatório já recebido. Nestes casos, os relatórios são imediatamente repassados, sem uma análise mais detalhada de seu conteúdo.

Os relatórios que não se enquadrarem nessas situações sofrem uma análise preliminar nas unidades centrais da Polícia Federal. Um dos principais objetivos dessa análise é definir a difusão interna do RIF, principalmente para qual Superintendência ou Delegacia deve ser encaminhado. Essas análises nas unidades centrais, nas Superintendências ou nas Delegacias nem sempre são realizadas com o uso de tecnologias de análise de dados. Como já explicado na introdução do presente trabalho, geralmente a análise de RIF é feita somente pela leitura e interpretação das operações descritas no relatório, o que pode ser precário dependendo do volume e da complexidade de suas informações.

Para uma análise mais aprofundada, torna-se necessário o exame minucioso do conteúdo do RIF, tanto das operações financeiras suspeitas quanto das diversas informações sobre as empresas e pessoas envolvidas. Soma-se a isto todos os demais dados obtidos em sistemas corporativos ou em fontes abertas.

Uma opção para melhorar a análise do RIF é examinar suas operações financeiras suspeitas por meio de programas analíticos, que permitam efetuar cálculos matemáticos e estatísticos, fazer agregações e comparações por meio de gráficos, mostrar relacionamentos através de diagramas, etc. Caso decida usar tais recursos, o analista deverá interpretar o RIF, detectar as operações financeiras nele contidas e, obrigatoriamente, estruturar tais operações em algum tipo de tabela ou banco de dados. Isto porque, via de regra, os programas analíticos operam sobre dados estruturados, ou seja, aqueles que estão registrados conforme um determinado padrão.

Uma ferramenta de fácil manuseio para estruturar dados é a “planilha eletrônica”, que é um tipo de programa que se destina a efetuar cálculos matemáticos, estatísticos, financeiros e contábilísticos, mas que também serve para armazenar registros em forma de tabelas, semelhante a bancos de dados. No presente estudo foi utilizado o programa *Microsoft Office*

*Excel*⁷, que é a ferramenta padrão de planilhas eletrônicas em uso na Polícia Federal.

Como já explicado, uma forma para aprofundar a análise do RIF é explorar suas operações suspeitas por meio de programas analíticos. Para tanto, o analista terá que estruturar as informações textuais do RIF, transformando-as em dados organizados em tabelas, que podem ser gravadas em planilhas eletrônicas, em um procedimento conhecido como “tabulação”.

Para se demonstrar a metodologia de tabulação de dados, foi usado um “RIF Modelo” que, por questões de sigilo, teve seus dados originais anonimizados e não terá sua estrutura completa revelada.

Basicamente, um RIF é composto por 3 (três) partes: Quadro Geral, Relato e Anexos. O conteúdo das operações suspeitas está no “Relato” e em alguns tipos de “Anexos”. O “Relato” do “RIF Modelo”, devidamente anonimizado, inicia-se com a explicação sobre uma empresa fictícia “X1 Fomento Mercantil” que efetuou transações suspeitas, como mostra a Figura 9:

Figura 9 - Início do relato do “RIF Modelo”

<p>1.1. Conforme o comunicante, a X1 Fomento Mercantil Ltda movimentou, entre 01/09/2014 e 15/10/2014, o total de R\$ 35.052.870,00, na conta corrente nº 12345, agência nº 5234, do Banco Financeiro S.A., da cidade de Taguatinga/DF.</p> <p>1.1.1. Os créditos somaram R\$ 17.570.373,00, provenientes de 339 TEDs e transferências entre contas, que tiveram como principais remetentes identificados:</p> <ul style="list-style-type: none"> .R\$ 4.411.827,00 - Auto Posto 1 Ltda .R\$ 4.300.049,00 - Auto Posto 5 Ltda .R\$ 3.655.000,00 - Auto Posto 2 Ltda .R\$ 3.124.624,00 - Auto Posto 4 Ltda .R\$ 1.963.150,00 - Auto Posto 3 Ltda <p>1.1.2. Os débitos no mesmo período totalizaram R\$ 17.482.497,00, dos quais R\$ 49.712,00, utilizados para pagamentos diversos, R\$ 100.000,00 sacados em espécie por Fabiana Siqueira e R\$ 17.329.785,00, destinados para quitação de 178 TEDs e transferências entre contas, dos quais foram identificados os seguintes principais beneficiários:</p> <ul style="list-style-type: none"> • 8.572.000,00 - Logs Distribuidora de Petróleo Ltda • 8.331.317,00 - Logs Logística e Serviços Ltda
--

Fonte: Elaborado pelo autor

Este trecho do “Relato” do “RIF Modelo” revela que a empresa X1 Fomento Mercantil movimentou, em um período de cerca de 45 dias, o montante de aproximadamente R\$ 35 milhões, sendo cerca de R\$ 17,5 milhões em créditos e aproximadamente o mesmo valor em débitos. Relata ainda que os créditos somaram cerca de R\$ 17,5 milhões provenientes de postos de combustíveis, e que os débitos foram de quase R\$ 17,5 milhões e se destinaram, em sua

⁷ Ver mais em: <https://products.office.com/pt-br/excel>. Acessado em 26 de julho de 2019.

maior parte, a duas empresas denominadas “Logs”, com cerca de R\$ 8,5 milhões para cada.

Com a adoção de planilha eletrônica denominada “OPERACOES.xlsx” para a tarefa de tabulação, o trecho do RIF acima citado ficou conforme a Figura 10:

Figura 10 - Trecho da planilha “OPERACOES.xlsx”

ORIGEM ou DEPOSITANTE CPF/CNPJ	ORIGEM ou DEPOSITANTE NOME	DESTINO ou SACADOR CPF/CNPJ	DESTINO ou SACADOR NOME	TIPO OPERAÇÃO	VALOR (EM R\$)	PERIODO
01.222.888/0001-70	Auto Posto 1 Ltda	19.555.999/0001-01	X1 Fomento Mercantil Ltda	Transferência	R\$ 4.411.827,00	01/09/2014 a 15/10/2014
01.555.999/0001-30	Auto Posto 2 Ltda	19.555.999/0001-01	X1 Fomento Mercantil Ltda	Transferência	R\$ 3.655.000,00	01/09/2014 a 15/10/2014
01.777.222/0001-52	Auto Posto 3 Ltda	19.555.999/0001-01	X1 Fomento Mercantil Ltda	Transferência	R\$ 1.963.150,00	01/09/2014 a 15/10/2014
01.888.444/0001-88	Auto Posto 4 Ltda	19.555.999/0001-01	X1 Fomento Mercantil Ltda	Transferência	R\$ 3.124.624,00	01/09/2014 a 15/10/2014
01.222.777/0001-01	Auto Posto 5 Ltda	19.555.999/0001-01	X1 Fomento Mercantil Ltda	Transferência	R\$ 4.300.049,00	01/09/2014 a 15/10/2014
19.555.999/0001-01	X1 Fomento Mercantil Ltda	858.756.543-53	Fabiana Siqueira	Saque	R\$ 100.000,00	06/10/2014
19.555.999/0001-01	X1 Fomento Mercantil Ltda	07.555.222/0001-40	Logs Distribuidora de Petróleo Ltda	Transferência	R\$ 8.572.000,00	01/09/2014 a 15/10/2014
19.555.999/0001-01	X1 Fomento Mercantil Ltda	06.999.555/0001-06	Logs Logística e Serviços Ltda	Transferência	R\$ 8.331.317,00	01/09/2014 a 15/10/2014

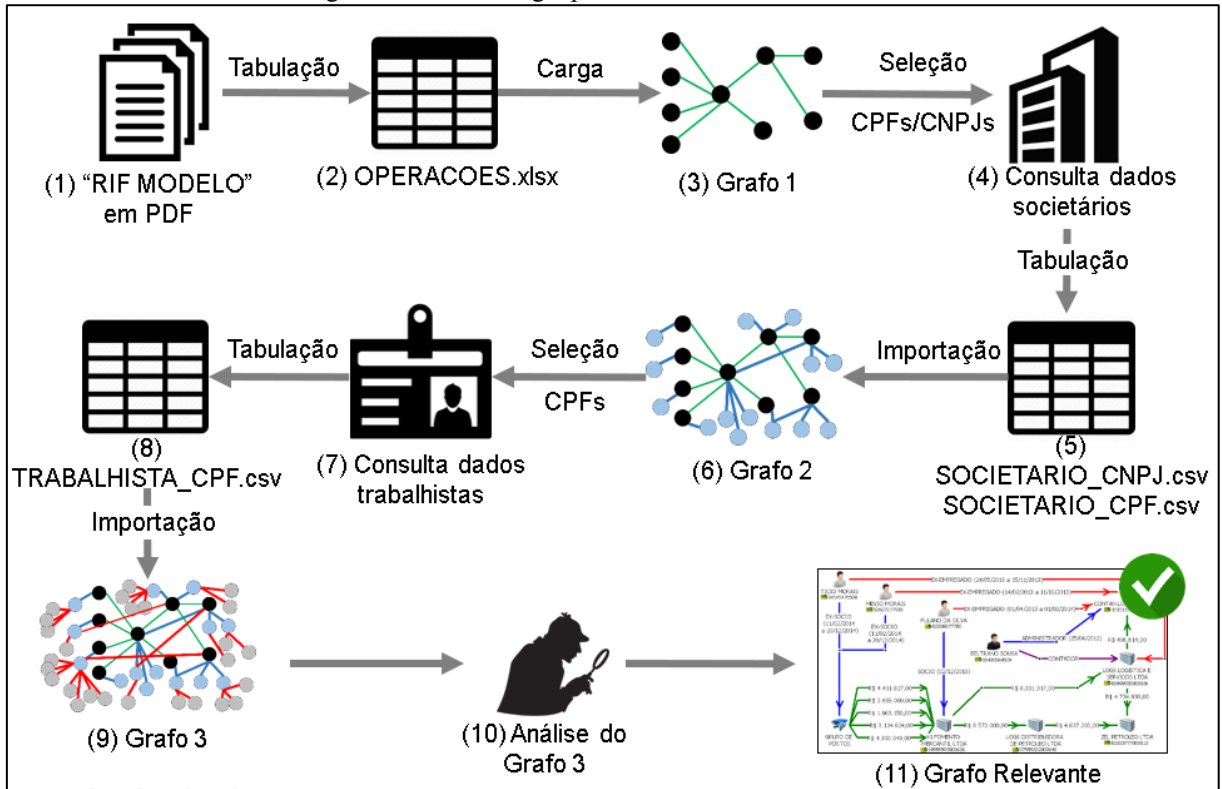
Fonte: Elaborado pelo autor

Com a planilha preenchida, o investigador tem várias possibilidades para a análise das operações do RIF, como por meio de tabelas, gráficos, mapas e grafos. Pelas tabelas e gráficos é possível mostrar agregações de valores, tais como os maiores remetentes e beneficiários de uma empresa específica citada no relatório, distribuição dos valores por períodos, etc. Já pelos mapas é possível ver o posicionamento geográfico das empresas que realizaram as operações suspeitas, a partir da obtenção de suas coordenadas geográficas. E pelos grafos se consegue visualizar conexões entre pessoas e empresas e eventuais fluxos financeiros entre elas, como se mostra a seguir, que é uma metodologia já utilizada na Polícia Federal.

4.2 Aplicação da Análise de Vínculos no RIF

Caso o analista decida usar grafos para a análise de RIF ele pode adotar a seguinte metodologia já existente na Polícia Federal, que consiste, resumidamente, em tabular as operações financeiras do RIF e, posteriormente, importar a planilha para um programa de análise de vínculos, conforme a Figura 11:

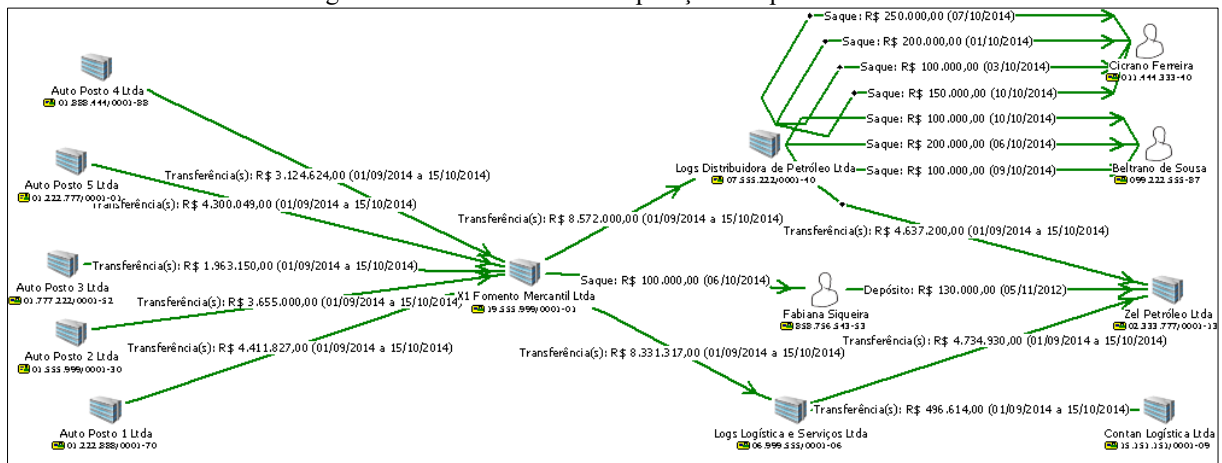
Figura 11 - Metodologia para análise de vínculos em RIF



Fonte: Elaborado pelo autor

Na etapa 1, o “RIF Modelo” é interpretado e tem suas operações suspeitas detectadas e registradas em uma planilha eletrônica, conforme metodologia mostrada no tópico anterior. Já a etapa 2 representa a planilha eletrônica “OPERACOES.xlsx” preenchida com todas as operações do “RIF Modelo”. E na etapa 3, os dados do arquivo “OPERACOES.xlsx” foram importados para o programa *Analyst's*, que gerou um “Grafo 1”, conforme a Figura 12:

Figura 12 - “Grafo 1” com as operações suspeitas do RIF



Fonte: Elaborado pelo autor

Com apenas o “Grafo 1”, mostrado na Figura 12, o analista consegue entender o fluxo financeiro entre as pessoas e empresas citadas no “RIF Modelo”, o que dificilmente ele conseguiria somente pela leitura do relatório.

O grafo apresenta, da esquerda para a direita, um primeiro fluxo financeiro entre vários postos de combustíveis para 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.

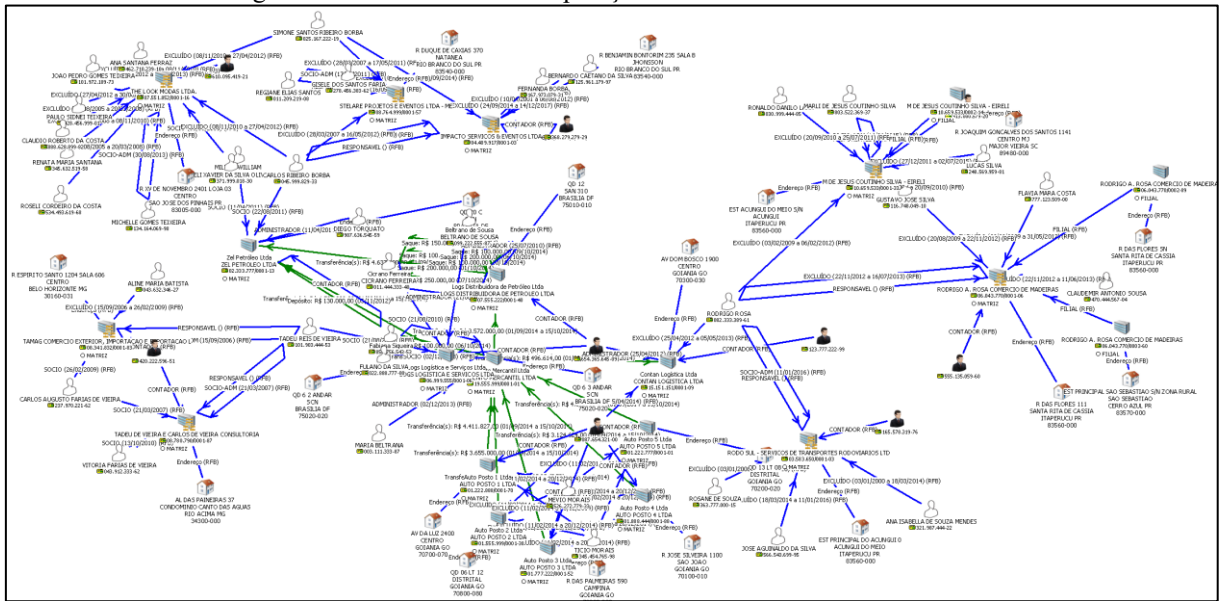
Este tipo de fluxo é muito difícil de ser “desenhado” pela mente humana somente pela leitura do texto do RIF. Em compensação, a Figura 12 mostra como a ferramenta de análise de vínculos facilita a visualização do fluxo financeiro, pois explora, principalmente, o sentido humano que possui maior aptidão para captação de informação temporal: a visão (ALEXANDRE e TAVARES, 2007).

Porém, apesar de facilitar a compreensão do RIF, o grafo da Figura 12 está restrito às operações financeiras, o que por si só nem sempre é suficiente para apontar suspeitas de ilicitude. Então, para aprofundar a análise, são necessárias outras informações sobre as pessoas e empresas envolvidas. Neste sentido, foram coletados, por meio de sistemas informatizados disponíveis na Polícia Federal, alguns dados societários e trabalhistas sobre as pessoas e empresas citadas no “RIF Modelo”.

Como ilustra a etapa 4 da Figura 11, foram consultados os dados societários das empresas citadas no “RIF Modelo” e na etapa 5 tais dados foram gravados em arquivos denominados "SOCIETARIO_CNPJ.csv" e "SOCIETARIO_CPF.csv".

A etapa 6 representa a importação dos dados societários dos arquivos "SOCIETARIO_CNPJ.csv" e "SOCIETARIO_CPF.csv" para o *Analyst's*, adicionando-os ao “Grafo 1”, gerando um grafo mais completo, denominado “Grafo 2”, mostrado de maneira ilustrativa na Figura 13:

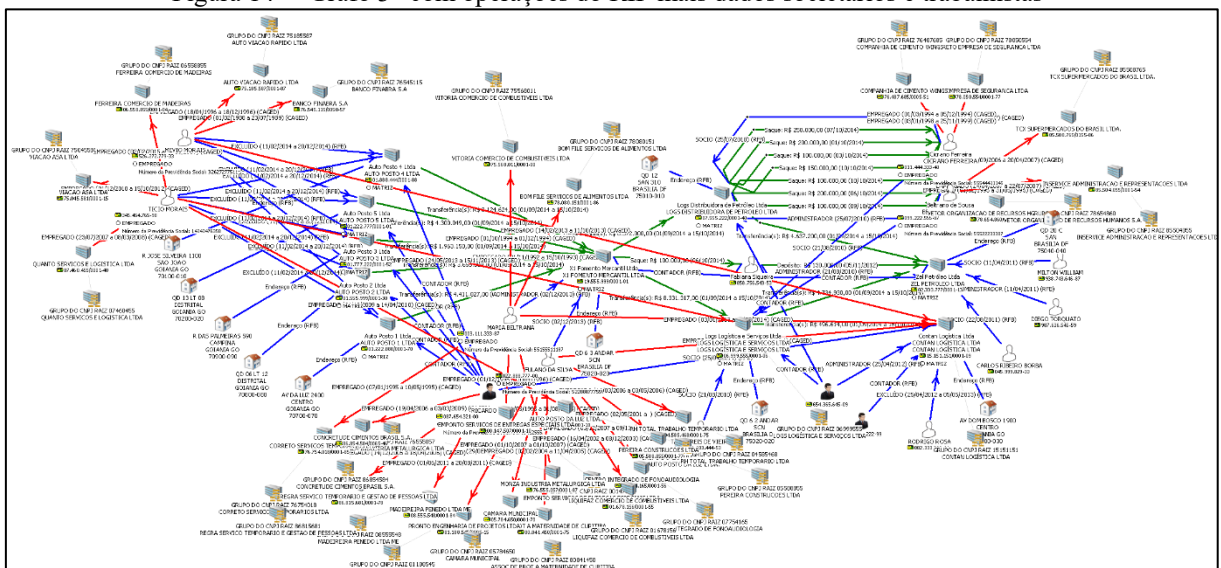
Figura 13 - “Grafo 2” com as operações do RIF mais dados societários



Fonte: Elaborado pelo autor

Em seguida, na etapa 7, foram coletados os registros trabalhistas de todas as pessoas físicas envolvidas, tanto das citadas diretamente no RIF quanto dos sócios das empresas citadas. Na etapa 8, os dados trabalhistas foram gravados em um arquivo denominado “TRABALHISTA_CPF.csv”. Pela etapa 9, os dados do arquivo “TRABALHISTA_CPF.csv” são adicionados ao grafo anterior, gerando um mais completo, chamado “Grafo 3”, como mostra a Figura 14:

Figura 14 - “Grafo 3” com operações do RIF mais dados societários e trabalhistas



Fonte: Elaborado pelo autor

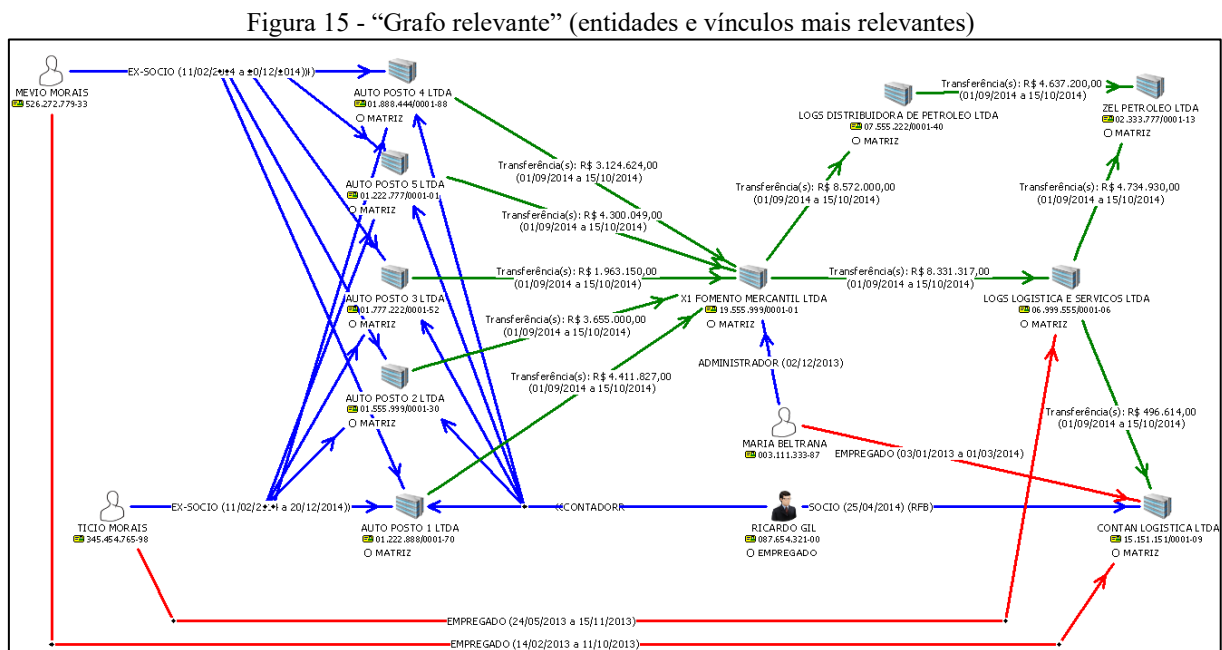
Todos os dados necessários para uma análise básica do RIF estão no Grafo 3, então

parte-se para a etapa 10, que é a mais importante, pois é quando finalmente se realiza a análise do grafo. Isto pode ser feito visualmente, mas, também, pelo uso de recursos do *Analyst's*, como pesquisas, filtros, localização de caminho, formatação condicional, entre outros. O objetivo é buscar elementos suspeitos ou atípicos, especialmente aqueles que apontem eventuais indícios de ilicitude.

Apesar da visualização em formato de grafo ajudar no entendimento dos fluxos financeiros e das conexões entre as pessoas e empresas, o analista precisa ter noções sobre o que pode ser indício de ilicitude. Esta percepção investigativa geralmente acontece com base em estudos, treinamentos e experiências na área ou, mesmo, por ideias que surgem durante a exploração visual do grafo.

Outras técnicas podem ser empregadas como, por exemplo, as apoiadas em cálculos matemáticos ou estatísticos, como a Teoria dos Grafos, que comparam medidas de distância, centralidade e agrupamento entre as entidades. Porém, estas não fazem parte do escopo da presente pesquisa, a qual aborda meramente a análise visual.

Assim, na etapa 11, após minuciosa análise visual do “Grafo 3”, foram identificados e selecionados os vínculos e entidades mais relevantes, os quais foram destacados para um novo grafo, mostrado na Figura 15, chamado “Grafo Relevante”:



Fonte: Elaborado pelo autor

A partir da Figura 15 é possível interpretar que determinadas pessoas (Mévio e Tício),

posicionadas no canto superior esquerdo, foram sócias dos postos de combustíveis (origem do fluxo financeiro) e outra pessoa (Maria Beltrana) é administradora da empresa de fomento mercantil. Essas 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, pois provavelmente possui poderes para movimentar as finanças das 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. Isso 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 e DANTAS, 2006).

Os grafos servem como um retrato gráfico de dados investigativos, para facilitar o entendimento de grandes volumes de dados, possibilitando entender as conexões entre indivíduos que de outra forma seriam ocultados na massa de dados. (COADY, 1985 apud SPARROW, 1991).

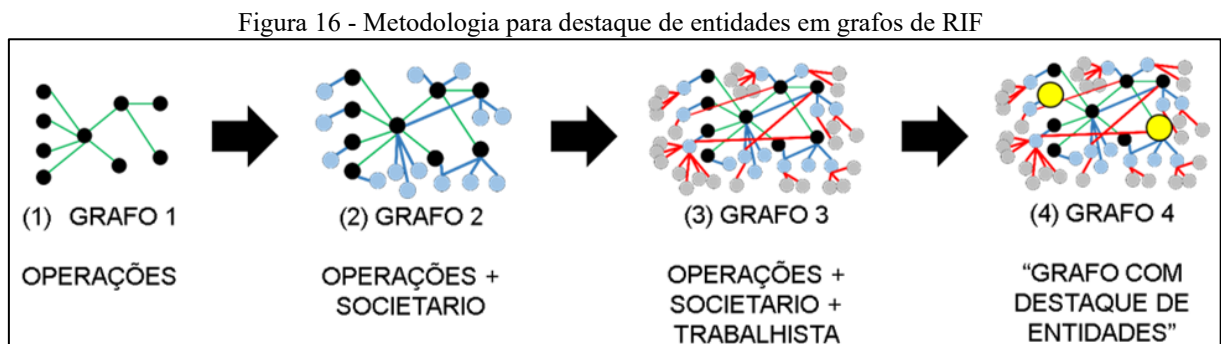
Fica evidente que os grafos ajudam na compreensão das operações relatadas no RIF, especialmente naqueles documentos com grande volume de informações. Porém, a seleção dos elementos mais importantes ainda depende, totalmente, de interpretação humana. Como ilustrado na Figura 14, a quantidade de nodos resultantes do grafo gerado pela ferramenta dificulta a identificação das entidades chave envolvidas na suposta lavagem de dinheiro.

Então, uma evolução deste modelo é a identificação automática de elementos relevantes em Relatórios de Inteligência Financeira, que ainda não é uma metodologia aplicada na Polícia Federal e que se constitui na principal contribuição da presente pesquisa.

Um primeiro modelo para este tipo de automatização foi desenvolvido por meio do programa *Qlikview* que, como já explicado em capítulo próprio, é uma ferramenta de *business intelligence* (BI) que permite tratar e processar dados oriundos de distintas fontes e, ainda, mostrá-los por meio de diversos tipos de visualizações, como por tabelas, gráficos e mapas.

4.3 Novo método: aplicação de *BI* na análise do RIF

A aplicação da ferramenta de *BI* nos dados do “RIF Modelo” tem como principal objetivo o de automatizar a identificação de elementos relevantes em Relatórios de Inteligência Financeira e, posteriormente, destacá-los em grafos no *Analyst’s*. Em síntese, o que se pretende é desenvolver o seguinte modelo de “destaque de entidades” em grafos de RIF, representado na Figura 16, em que o “Grafo 4” é a novidade em relação ao modelo já existente de análise de vínculos:



Na etapa 1, é gerado um grafo com as operações financeiras do RIF, que já ajuda a compreender a dinâmica e o fluxo das operações financeiras entre as empresas e pessoas. Na etapa 2, o grafo é complementado com dados societários, permitindo enxergar os sócios das empresas e eventuais sociedades em comum entre eles. Na etapa 3, o grafo é novamente complementado, desta vez com dados trabalhistas, ampliando o conjunto de dados para análise. E, finalmente, na etapa 4, automaticamente aplicam-se destaques às entidades conforme métricas de relevância pré-estabelecidas, resultando no “grafo com destaque de entidades”, que é o principal objetivo e contribuição deste trabalho.

4.4 Métricas de relevância

Para chegar no “grafo com destaque de entidades”, mostrado na etapa 4 da Figura 16, primeiro é necessário selecionar critérios para estabelecer relevância de elementos de um RIF. A escolha dos critérios foi norteadada pela análise do “RIF Modelo”, que apontou na figura 15 a ocorrência de algumas situações suspeitas.

Outra fonte que ajudou na escolha dos critérios foi a publicação “Casos & Casos” do COAF (2016)⁸, que descreve 61 *modus operandi* de lavagem de dinheiro sobre recursos oriundos de crimes como corrupção, desvio de recursos públicos, contra o sistema financeiro, sonegação fiscal, tráfico de drogas e tráfico de pessoas.

Pela análise do grafo relevante do “RIF Modelo”, da Figura 15, percebeu-se a ocorrência de prováveis interpostas pessoas, também conhecidas como “laranjas”, pois algumas pessoas constavam como empregadas e sócias em empresas que transacionaram entre si, direta ou indiretamente. As interpostas pessoas são as que têm sua documentação usada para, por exemplo, de forma fictícia, participar de empresas, abrir contas bancárias ou firmar contratos. Podem ser pessoas que não têm consciência de tais fatos ou, então, apesar de terem conhecimento, permitem em troca de alguma recompensa.

Nas tipologias da publicação “Casos & Casos” também se percebeu a utilização de sócios “laranjas” como um fenômeno que aparece em vários tipos de crimes, especialmente os de lavagem de dinheiro. Inclusive, uma das tipologias da “Casos & Casos” é muito semelhante aos fatos narrados no “RIF Modelo”, que foram mostrados no “Grafo Relevante” da Figura 15. Trata-se da tipologia “3.2 - Lavagem de Dinheiro de *Factoring* Informal via Postos de Combustíveis”, que assim descreve o caso:

Um determinado Posto de Combustível vende seus produtos somente mediante pagamento em espécie, não aceitando pagamentos por cartões de créditos ou cheques, por exemplo. Entretanto, todos os depósitos realizados na conta corrente da empresa são efetuados por meio de cheques em valores variados, alguns de altos valores, em tese, não compatíveis com a atividade desenvolvida pelo posto.

Os cheques são nominais a uma empresa de factoring e endossados para que possam ser depositados na conta do Posto de Combustível. Os valores recebidos em espécie pelo Posto de Combustível são repassados à factoring para desenvolver suas atividades.

Assim, a factoring atua na informalidade e utiliza a conta do Posto de Combustível para movimentar grandes somas de valores, sem a devida declaração, e também sem cumprir as determinações legais impostas ao segmento, não precisando, por exemplo, identificar os beneficiários finais de suas operações.

⁸ Disponível em: http://www.fazenda.gov.br/centrais-de-conteudos/publicacoes/casos-casos/arquivos/casosecasos_coletanea-completa_setembro2016.pdf. Acessado em 26 de julho de 2019.

Após investigações, descobriu-se que os sócios do Posto de Combustível e da Factoring são “laranjas” de um conhecido agiota da região onde estão situadas as sedes das empresas.

Tanto o “RIF Modelo” quanto a tipologia acima descrita indicam a presença de interpostas pessoas (“laranjas”) como participantes de transações financeiras suspeitas de lavagem de dinheiro. Um possível indicativo de pessoa “laranja” é quando ela foi empregada e, ainda, sócia de empresas que transacionem entre si. Isto porque ela pode ser empregada de uma empresa e, em troca de algum benefício ou mesmo sem saber, ter seu nome usado pelo empregador para abrir empresas fantasmas, destinadas à circulação de dinheiro sujo.

Então, como primeira métrica decidiu-se buscar empresas que possam ter, entre seus empregados cadastrados, pessoas usadas como sócios “laranjas” em outras empresas de um mesmo RIF. Tais empresas serão chamadas de “Empresas Suspeitas”, que será a primeira métrica de relevância a ser usada no presente estudo.

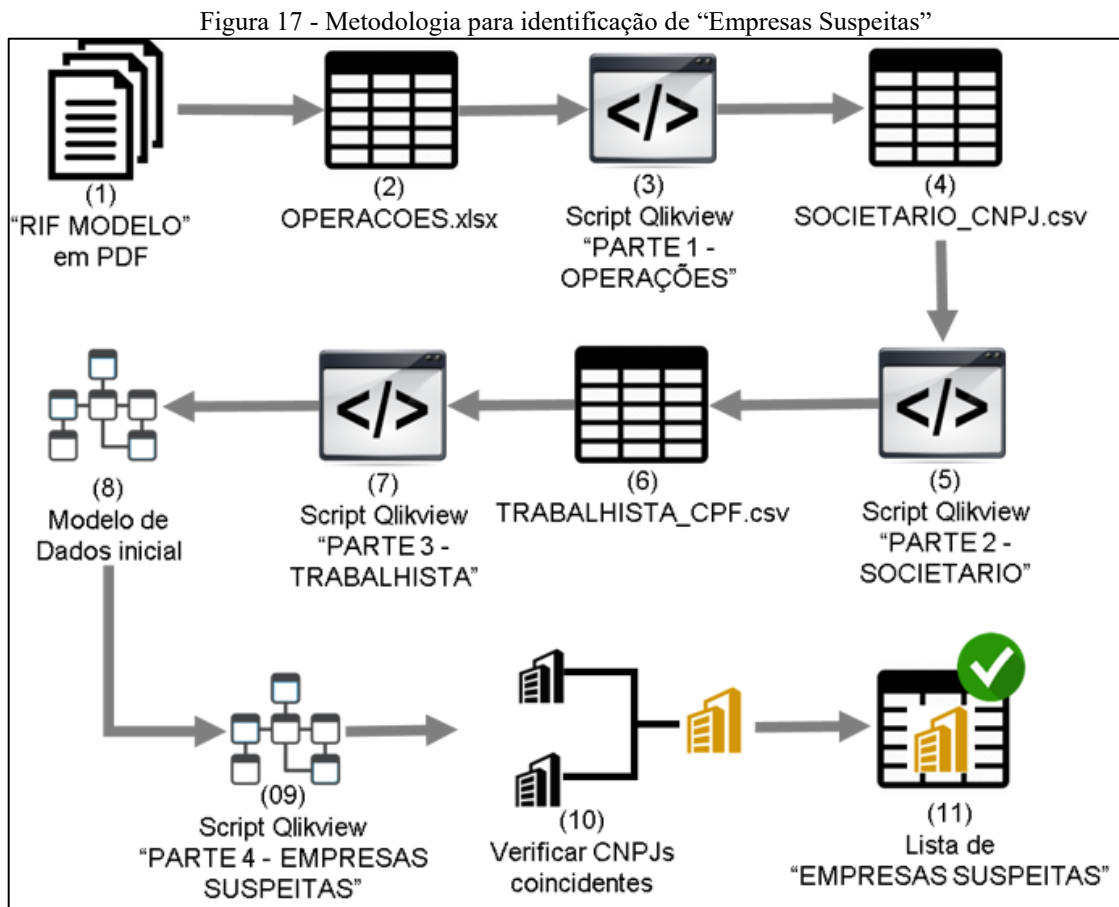
Ainda, pela análise do grafo relevante do “RIF Modelo”, mostrado na Figura 15, outro ponto importante foi a presença de uma pessoa como contadora, ao mesmo tempo, de empresas envolvidas no mesmo RIF. O contador costuma ter relevante participação em empresas, sendo, em alguns casos, o responsável pela gestão administrativa, além das suas atribuições normais de gestão contábil ou financeira. Pode, inclusive, abrir novas empresas e usar empregados de outras empresas para constarem como sócios “laranjas”, tal como mostra o “RIF Modelo”. Em síntese, é suspeito quando uma pessoa atua como contadora em empresas que transacionam entre si, mesmo que indiretamente, razão pela qual será a segunda métrica de relevância, que se chamará “Contadores Suspeitos”.

4.4.1 Processamento das métricas de relevância

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. 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. Definidas as métricas “Empresas Suspeitas” e “Contadores Suspeitos”, o próximo passo foi de configurá-las na ferramenta de *BI*.

4.4.2 Configuração da métrica “Empresas Suspeitas” no BI

Para configurar a métrica de relevância “Empresas Suspeitas” no programa *Qlikview* foi adotada a metodologia mostrada na Figura 17, iniciando no “RIF Modelo” e chegando em uma lista de “empresas suspeitas”.



Fonte: Elaborado pelo autor

Na etapa 1, o “RIF Modelo”, em formato PDF, não estruturado, teve seus dados tabulados em uma planilha eletrônica chamada “OPERACOES.xlsx”, como ilustra a etapa 2.

Na etapa 3, foi criado um arquivo no programa *Qlikview* denominado “RIF.qvw”. Depois, os dados da planilha “OPERACOES.xlsx” foram carregados pelo *script* “PARTE 1 - OPERAÇÕES” do Apêndice A.

Na etapa 4, os dados societários das empresas foram consultados em um sistema interno e o resultado foi gravado em um arquivo “SOCIETARIO_CNPJ.csv” que, conforme

etapa 5, foi carregado pelo *script* “PARTE 2 - SOCIETARIO” do Apêndice A.

Na etapa 6, foram pesquisados em um sistema interno os dados trabalhistas dos sócios das empresas e o resultado foi gravado em um arquivo “TRABALHISTA_CPF.csv” que, pela etapa 7, foi carregado pelo *script* “PARTE 3 - TRABALHISTA” do Apêndice A.

A etapa 8 representa a primeira execução do *script*, conforme as partes 1, 2 e 3 do Apêndice A, gerando a primeira carga de dados, que teve como principal ação o tratamento de dados, especialmente os registros de CPF e de CNPJ, gerando a criação de 6 tabelas de “ETL” (*extract, transform and load*), conforme a Figura 18:

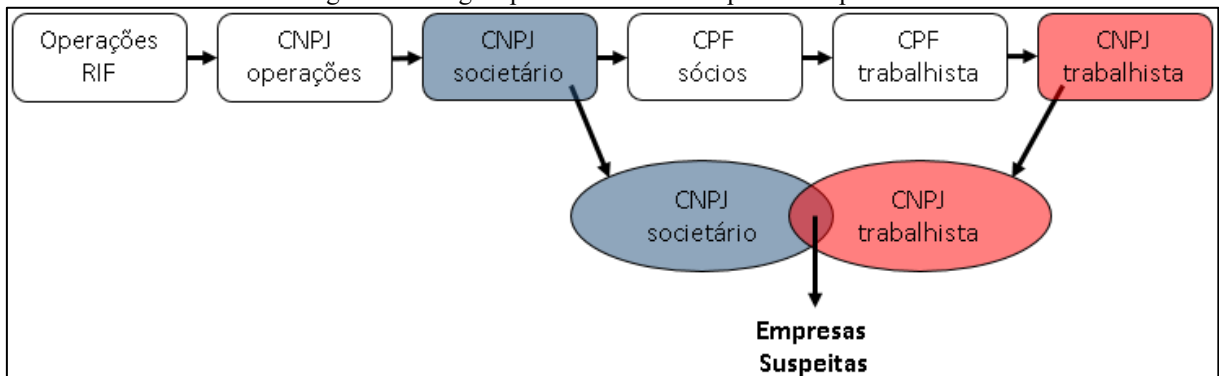
Figura 18 - Tabelas para tratar os dados

ETL_1_OPERACOES ETL_1_OP_NR_RIF ETL_1_OP_ITEM_RIF ETL_1_OP_ORIGEM_CPF_CNPJ ETL_1_OP_ORIGEM_NOME ETL_1_OP_DESTINO_CPF_CNPJ ETL_1_OP_DESTINO_NOME ETL_1_OP_TIPO_OPERACAO ETL_1_OP_VALOR_OPERACAO ETL_1_OP_DATA_OPERAÇÃO ETL_1_OP_NR_REFERENCIA	ETL_1_SOCIETARIO ETL_1_SOC_CNPJ ETL_1_SOC_NOME_EMPRESA ETL_1_SOC_CONTADOR ETL_1_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO ETL_1_SOC_NOME_SOCIO
ETL_2_OPERACOES ETL_2_OP_NR_REFERENCIA ETL_2_OP_NR_RIF ETL_2_OP_ITEM_RIF ETL_2_OP_ORIGEM_CPF_CNPJ ETL_2_OP_ORIGEM_NOME ETL_2_OP_DESTINO_CPF_CNPJ ETL_2_OP_DESTINO_NOME ETL_2_OP_TIPO_OPERACAO ETL_2_OP_VALOR_OPERACAO ETL_2_OP_DATA_OPERAÇÃO ETL_2_OP_CNPJ_ORIGEM_ID ETL_2_OP_CNPJ_DESTINO_ID	ETL_2_SOCIETARIO ETL_2_SOC_CNPJ ETL_2_SOC_NOME_EMPRESA ETL_2_SOC_CONTADOR ETL_2_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO ETL_2_SOC_NOME_SOCIO ETL_2_SOC_CNPJ_ID
	ETL_1_TRABALHISTA ETL_1_TRAB_CPF ETL_1_TRAB_NOME ETL_1_TRAB_RAZAO_SOCIAL ETL_1_TRAB_CNPJ
	ETL_2_TRABALHISTA ETL_2_TRAB_CPF ETL_2_TRAB_NOME ETL_2_TRAB_RAZAO_SOCIAL ETL_2_TRAB_CNPJ ETL_2_TRAB_RAIZ_CNPJ

Fonte: Elaborado pelo autor

Posteriormente, pela etapa 9 da Figura 17, foram configurados comandos no *script* para identificar as “Empresas Suspeitas”, conforme o trecho “PARTE 4 - EMPRESAS SUSPEITAS” do Apêndice A. Estes comandos serviram para consultar empresas que constavam tanto nos dados societários quanto nos trabalhistas, como esquematiza a Figura 19:

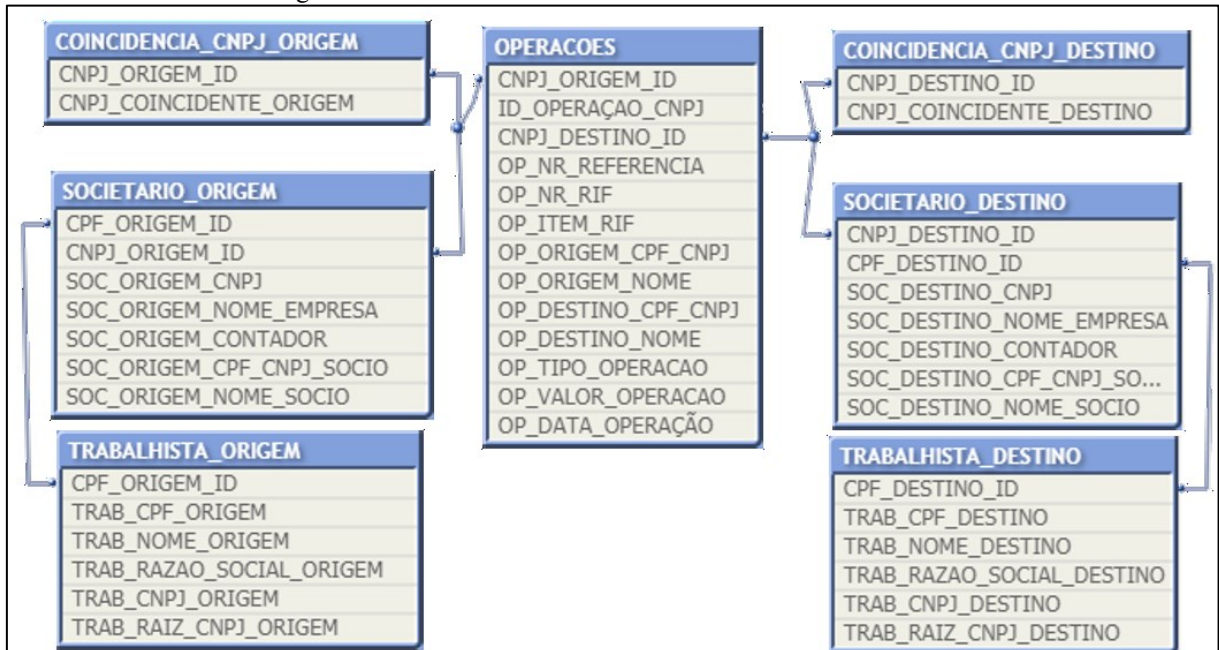
Figura 19 - Regras para identificar “Empresas Suspeitas”



Fonte: Elaborado pelo autor

Como representa a etapa 10 da Figura 17, foram cruzados os dados para verificar registros de CNPJ coincidentes nas tabelas “SOCIETARIO” e “TRABALHISTA”. Feito isto, surgiram dois novos campos como resultado da busca de CNPJ coincidentes. Então, o modelo de dados do arquivo “RIF.qvw” ficou conforme a Figura 20:

Figura 20 - Modelo de dados com busca de CNPJ coincidentes



Fonte: Elaborado pelo autor

Por fim, na etapa 11 da Figura 17 foi criado um objeto para mostrar os CNPJ coincidentes, ou seja, aqueles constantes tanto na tabela “SOCIETARIO” quanto na “TRABALHISTA”. O resultado no “RIF Modelo” foi a tabela da Figura 21:

Figura 21 - Tabela com as “Empresas Suspeitas”

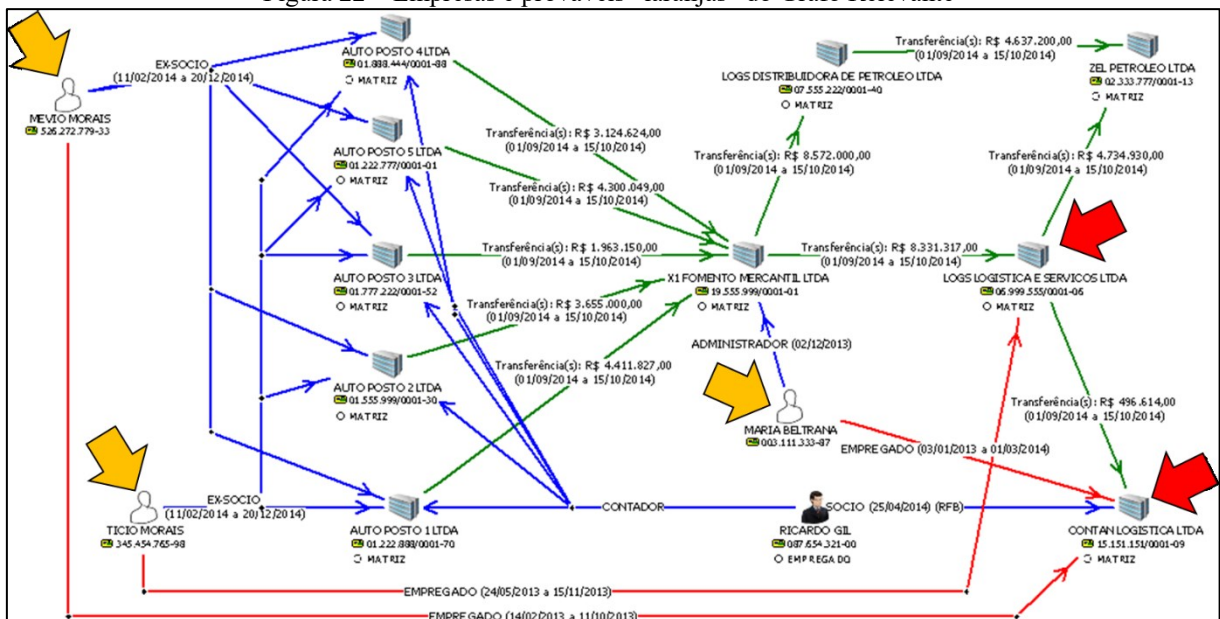
CNPJ	NOME EMPRESA
06999555000106	LOGS LOGISTICA E SERVICOS LTDA
15151151000109	CONTAN LOGISTICA LTDA

Fonte: Elaborado pelo autor

Pela Figura 21 se constata que no “RIF Modelo” são duas empresas, “LOGS LOGISTICA” e “CONTAN”, que possuem empregados que podem ter sido usados como sócios “laranjas” em outras empresas constantes no mesmo RIF.

Na Figura 22, abaixo, indica-se com setas vermelhas as empresas “LOGS LOGISTICA” e “CONTAN” no grafo do “RIF Modelo”, mostrando que realmente tinham como empregados pessoas que constavam como sócias de outras empresas. Tais pessoas parecem ser “interpostas pessoas” no esquema, sendo indicadas na cor laranja.

Figura 22 – Empresas e prováveis “laranjas” do Grafo Relevante

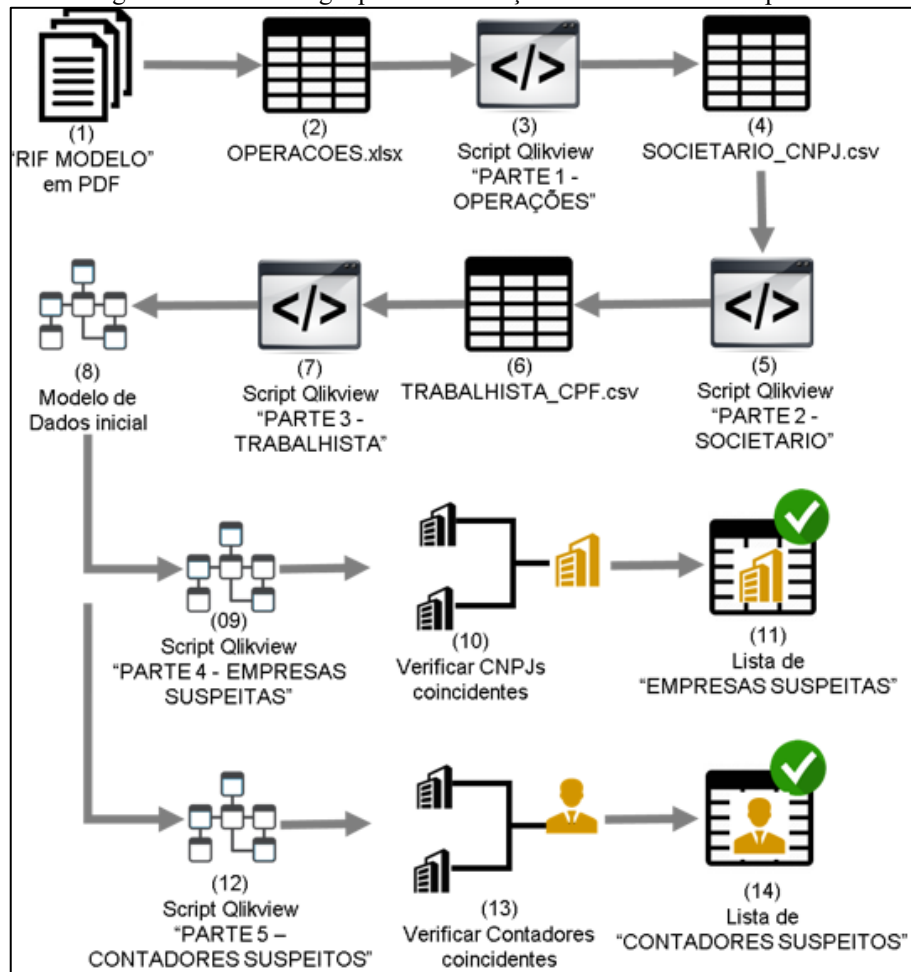


Fonte: Elaborado pelo autor

4.4.3 Configuração da métrica “Contadores Suspeitos” no BI

Para a configuração da segunda métrica, de “Contadores Suspeitos”, a metodologia ilustrada na Figura 17 evoluiu para as etapas 12, 13 e 14 da Figura 23, com um fluxo que se inicia em um RIF em PDF e chega em uma lista de contadores suspeitos:

Figura 23 - Metodologia para identificação de “Contadores Suspeitos”



Fonte: Elaborado pelo autor

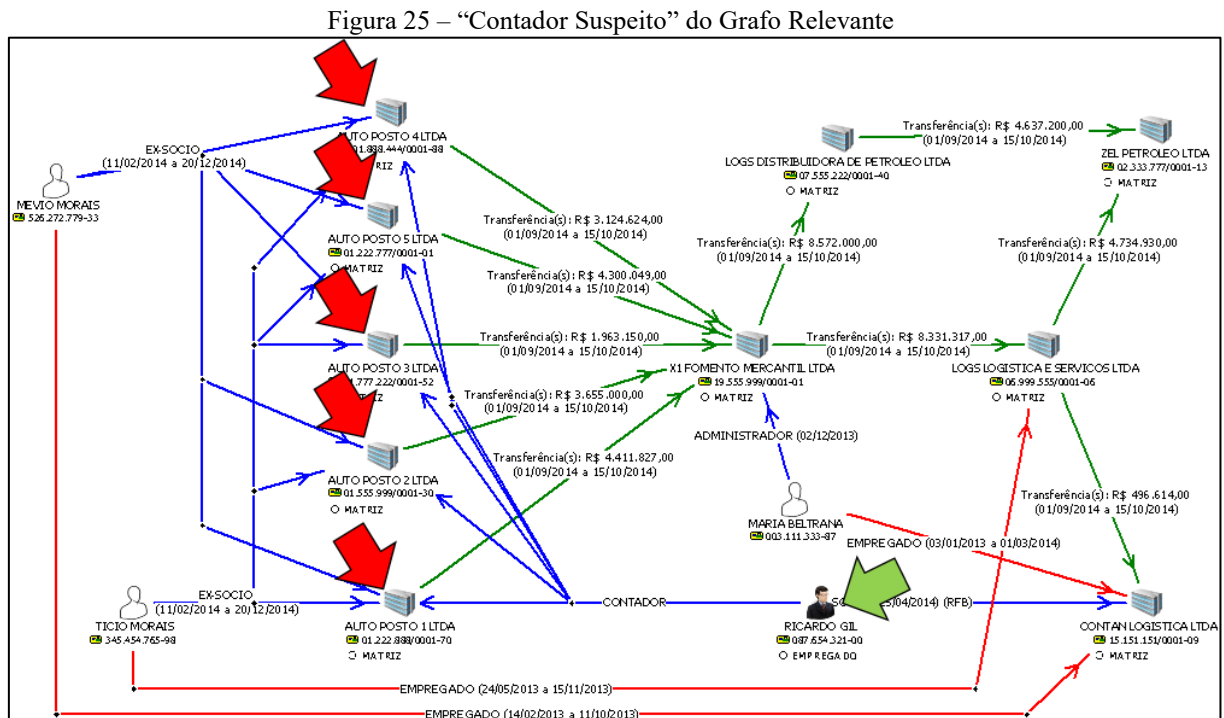
Na etapa 12, foram aplicados comandos no *script* do arquivo “RIF.qvw” para identificar os “Contadores Suspeitos”, conforme o trecho “PARTE 5 - CONTADORES SUSPEITOS” do Apêndice A. Com base neste cruzamento, na etapa 13 foi criada uma tabela para mostrar os CPFs de pessoas que constaram, ao mesmo tempo, como contador em mais de uma empresa relacionada no “RIF Modelo”. E na etapa 14, foi criada uma tabela para mostrar os CPFs do “Contadores Suspeitos”, que no caso do “RIF Modelo” resultou em 3 pessoas, como mostra a relação da Figura 24:

Figura 24 - Relação dos “Contadores Suspeitos”

CPF CONTADOR	QTDE DE EMPRESAS
08765432100	5
85875654353	2
65436564509	2

Fonte: Elaborado pelo autor

Como mostra a Figura 25, pela análise do grafo relevante do “RIF Modelo” se constata que o CPF 087.654.321-00, indicado com uma seta verde, realmente era contador de 5 empresas, indicados com setas vermelhas:



Fonte: Elaborado pelo autor

Pela Figura 24, percebe-se que, além do CPF 087.654.321-00, outros 2 contadores, de CPFs 858.756.543-53 e 654.365.645-09, foram apontados pelo programa de BI como sendo suspeitos. Porém, estes 2 contadores não foram selecionados na primeira análise, meramente visual, que resultou no “Grafo Relevante” da Figura 25. Isto mostra que somente a análise visual pode ser deficiente em virtude das limitações da mente humana em processar grandes volumes de informações.

Conclui-se, então, que neste modelo atualizado de cruzamento de dados, configurado no arquivo “RIF.qvw”, é possível identificar tanto as “Empresas Suspeitas” quanto os “Contadores Suspeitos” de maneira automatizada. Este modelo, daqui em diante, será chamado de “Modelo RIF BI”, para fazer referência ao processamento de RIF por ferramenta de *Business Intelligence*.

5 RESULTADOS

5.1 Aplicação do “Modelo RIF BI” em programa de Análise de Vínculos

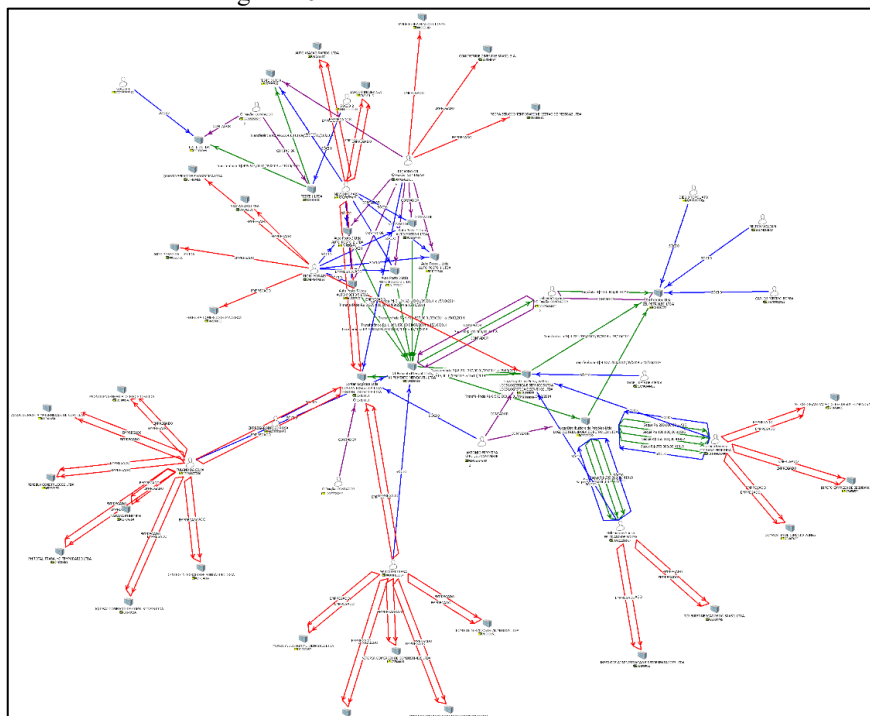
Como se constatou ao final do capítulo anterior, o principal resultado até este momento foi de verificar que é possível identificar tanto “Empresas Suspeitas” quanto “Contadores Suspeitos” em operações financeiras de Relatórios de Inteligência Financeira, maneira automatizada por uma ferramenta de *BI*.

Esse resultado foi obtido no programa *Qlikview*, em arquivo chamado “RIF.qvw”, pela carga e cruzamento das operações financeiras do RIF com os dados societários e trabalhistas das empresas e pessoas envolvidas e gerou, assim, o “Modelo RIF BI”.

Os dados resultantes do “Modelo RIF BI” podem ser carregados no programa *Analyst’s* que, por meio de formatações condicionais, destaca as “empresas suspeitas” e os “contadores suspeitos”, gerando um grafo com “destaque de entidades”, conforme mostram as figuras 26 a 30, a seguir.

Na Figura 26 mostra-se o grafo do “RIF Modelo” no seu formato inicial, gerado a partir dos dados exportados pelo “Modelo RIF BI”, ainda sem quaisquer destaques de entidades:

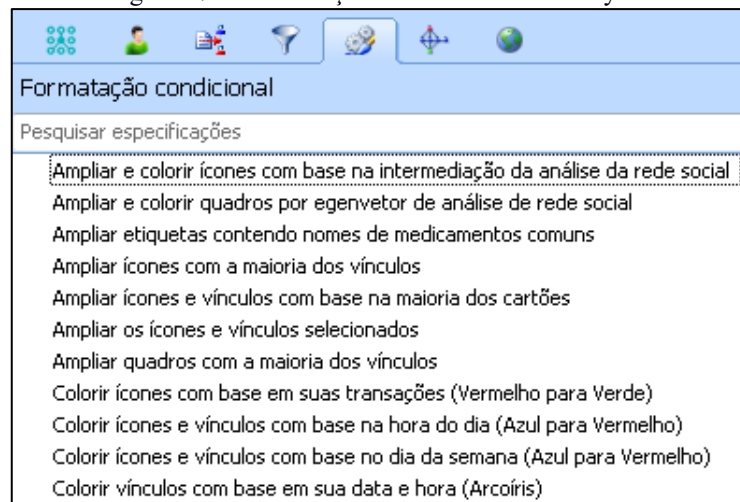
Figura 26 - Grafo inicial do “RIF Modelo”



Fonte: Elaborado pelo autor

Por enquanto, somente pela análise visual da Figura 26, é demorado perceber quais as prováveis empresas e contadores suspeitos. Contudo, é possível definir atributos dos tipos “Empresa Suspeita” e “Contador Suspeito” e, após isso, utilizar um recurso para destacar tais ocorrências no grafo. No programa *Analyst’s*, tal configuração é feita pela funcionalidade chamada “Formatação Condicional”, conforme a Figura 27:

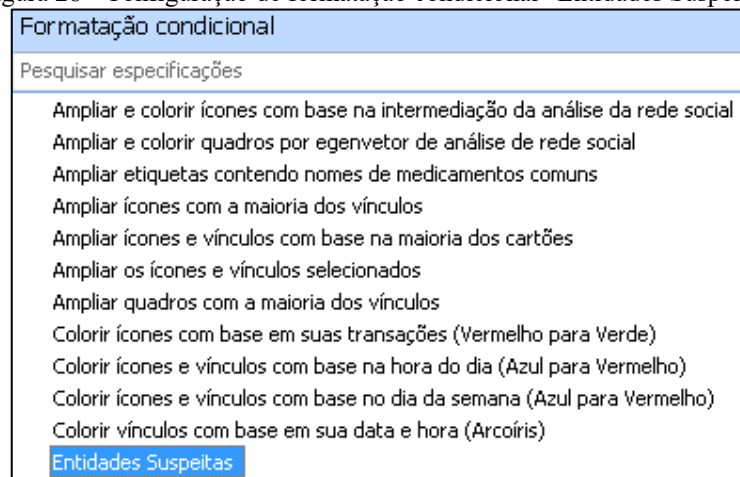
Figura 27 - “Formatação condicional” do Analyst’s



Fonte: Elaborado pelo autor

Para destacar as empresas e contadores suspeitos, foi criada uma formatação condicional, que se denominou “Entidades Suspeitas”, conforme a Figura 28:

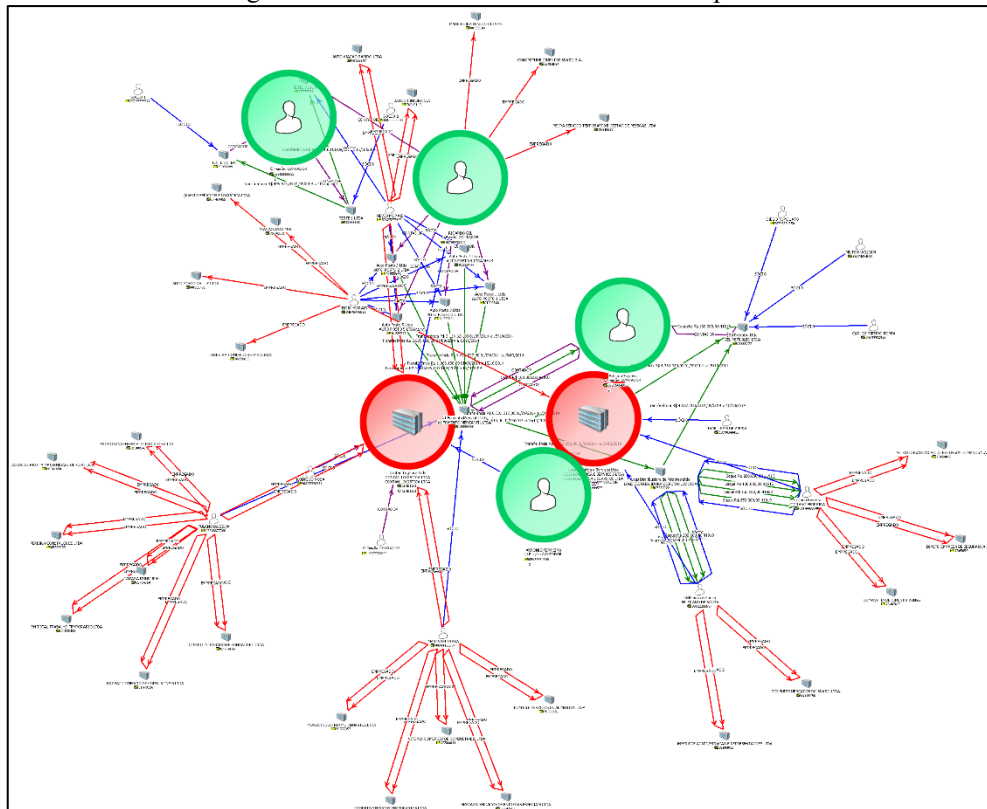
Figura 28 - Configuração de formatação condicional “Entidades Suspeitas”



Fonte: Elaborado pelo autor

Essa formatação condicional “Entidades Suspeitas” foi configurada para ampliar e destacar com cores as empresas e contadores que tiverem os atributos “suspeitos”. Quando identificados, os ícones ficarão com o triplo de tamanho triplicado e com molduras coloridas. Definiu-se a cor vermelha para as empresas suspeitas e a cor verde para os contadores suspeitos. O resultado da aplicação da formatação condicional “Entidades Suspeitas” no grafo inicial do “RIF Modelo” é um novo grafo com destaque de entidades, mostrado na Figura 29:

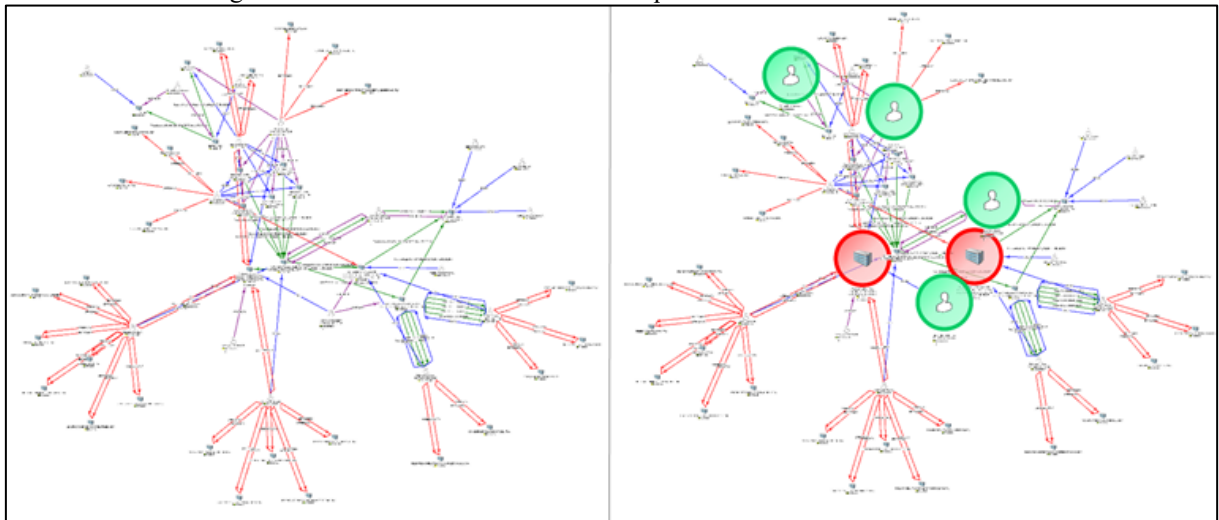
Figura 29 - Grafo destacando as entidades suspeitas



Fonte: Elaborado pelo autor

Ao compararmos as Figuras 26 e 29 é possível verificar que o destaque das entidades melhora a visualização do grafo, automatiza a detecção de empresas e contadores suspeitos e, conseqüentemente, facilita sobremaneira a análise do Relatório de Inteligência Financeira. É possível fazer uma comparação colocando, lado a lado, imagens ilustrativas dos grafos “inicial” e “com destaque de entidades”, como mostra a Figura 30:

Figura 30 - Grafos “inicial” e “com destaque de entidades” do RIF Modelo



Fonte: Elaborado pelo autor

Este primeiro modelo de processamento e análise de dados do RIF, pelos programas *Qlikview* e *Analyst's*, denominado “Modelo RIF BI”, mostrou-se adequado para ajudar a analisar o grande volume de dados e a diminuir a complexidade das informações contidas no “RIF Modelo”, deixando destacados no grafo os contadores e empresas suspeitos. Diante disto, decidiu-se aplicar esse modelo em outros RIF disponíveis na Polícia Federal.

5.2 Aplicação do “Modelo RIF BI” em outros relatórios

Foram selecionados, aleatoriamente, 20 (vinte) Relatórios de Inteligência Financeira disponíveis na Polícia Federal que, para fins deste estudo, receberam uma numeração sequencial de 01 a 20.

Todos esses relatórios tiveram suas operações financeiras tabuladas em planilhas eletrônicas que, posteriormente, foram carregadas no arquivo “RIF.qvw”. Depois, os dados societários e trabalhistas das empresas e pessoas envolvidas também foram coletados e carregados no mesmo arquivo.

Como resultado do processamento dos dados dos 20 relatórios no arquivo “RIF.qvw”, chegou-se a seguinte relação de existência de “Empresas Suspeitas” e/ou “Contadores Suspeitos”, mostrada no Quadro 5:

Quadro 5 - Existência de empresas e/ou contadores suspeitos

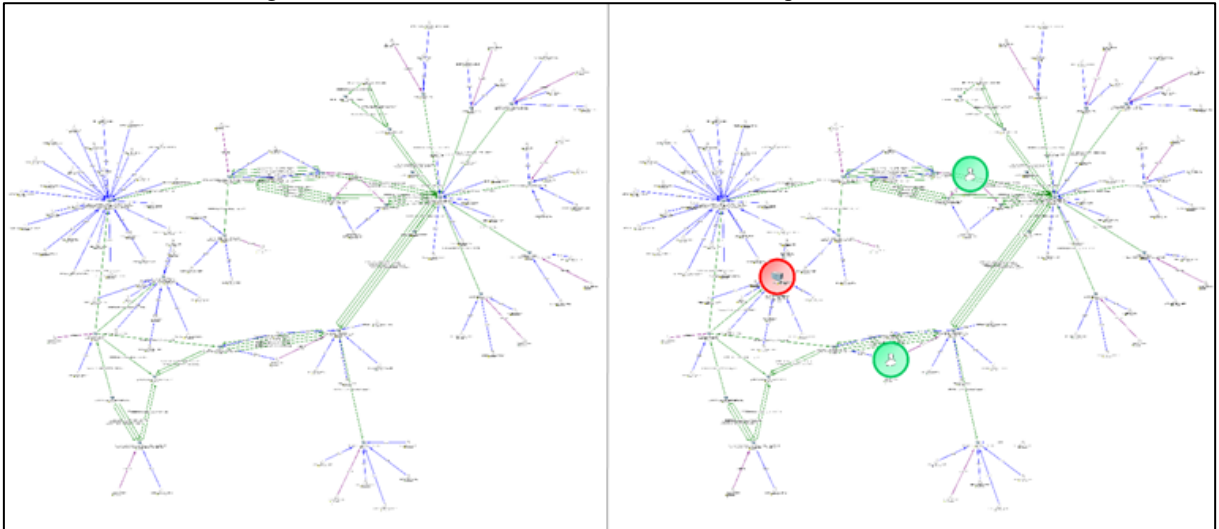
Nº do RIF	Empresas suspeitas?	Contadores suspeitos?
1	Sim	Sim
2	Sim	Sim
3	Não	Não
4	Não	Não
5	Sim	Não
6	Não	Não
7	Sim	Não
8	Sim	Não
9	Não	Não
10	Sim	Não
11	Não	Não
12	Não	Não
13	Sim	Não
14	Não	Não
15	Sim	Não
16	Sim	Sim
17	Não	Não
18	Sim	Sim
19	Não	Sim
20	Sim	Não

Fonte: Elaborado pelo autor

Pelo Quadro 5, percebe-se que 12 (doze) dos 20 (vinte) relatórios possuem ao menos uma empresa suspeita ou um contador suspeito, sendo que alguns têm ambos. Os dados desses relatórios foram importados no programa *Analyst's*, gerando um primeiro grafo, chamado de “inicial”, ainda sem quaisquer destaques de entidades. Em seguida, pela aplicação da formatação condicional “Entidades Suspeitas” foi gerado um segundo grafo com destaque de entidades para cada um dos 12 (doze) Relatórios de Inteligência Financeira, conforme as Figuras 31 a 42.

Na Figura 31 mostra-se o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 01, destacando 1 empresa e 2 contadores suspeitos:

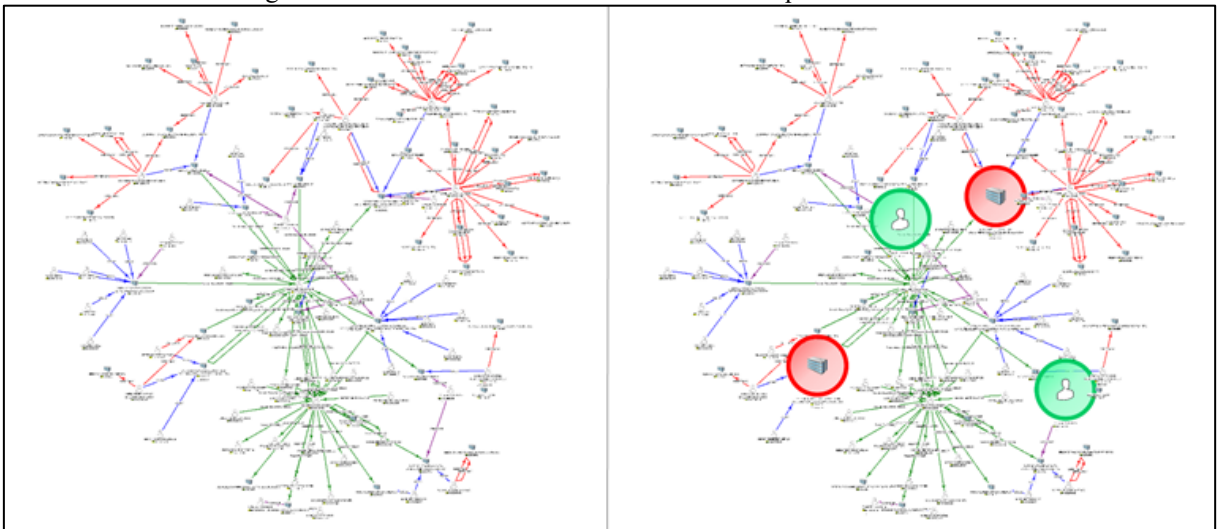
Figura 31 - RIF 01: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 32 demonstra o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 02, destacando 2 empresas e 2 contadores suspeitos:

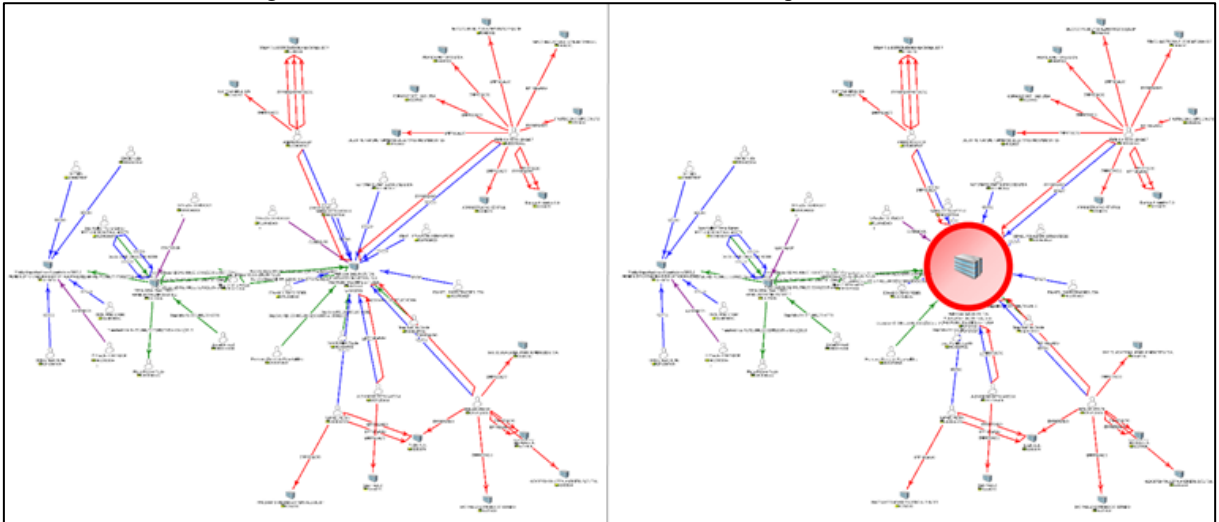
Figura 32 - RIF 02: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 33 ilustra-se o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 05, destacando 1 empresa suspeita:

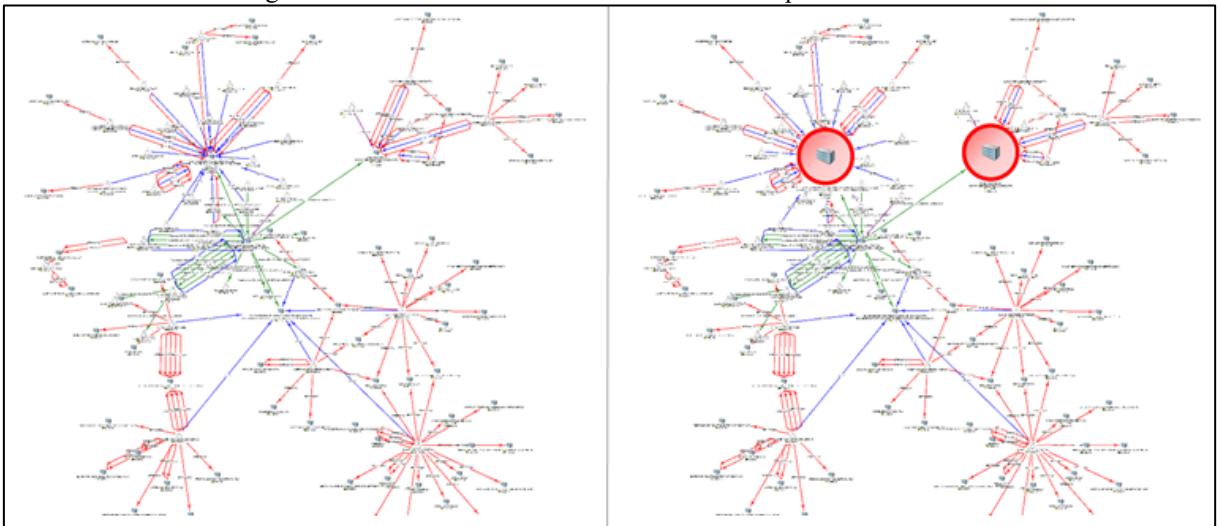
Figura 33 - RIF 05: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 34 mostra o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 07, destacando 2 empresas suspeitas:

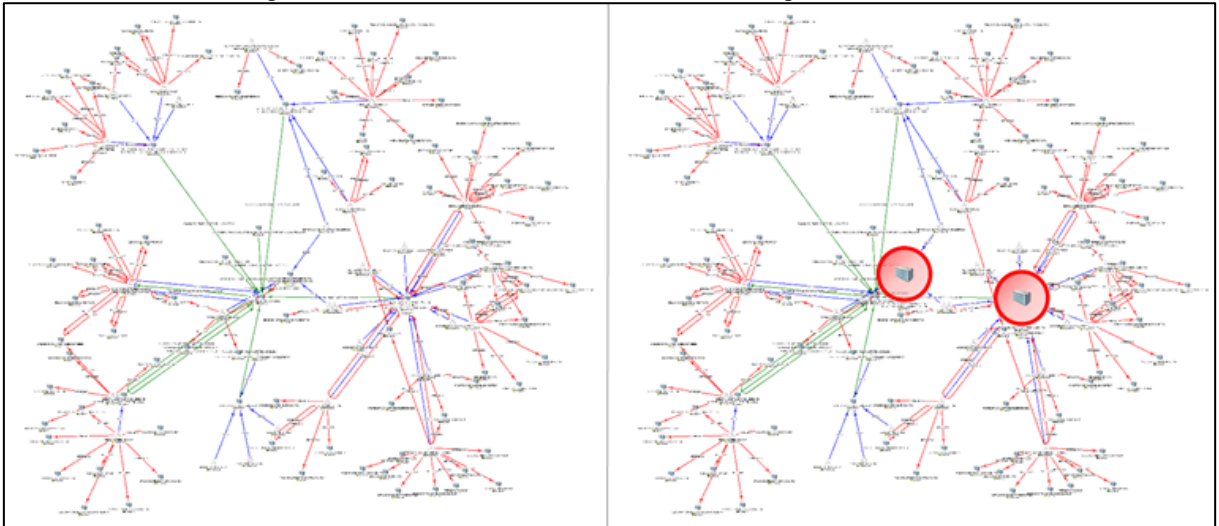
Figura 34 - RIF 07: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 35 visualiza-se o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 08, destacando 2 empresas suspeitas:

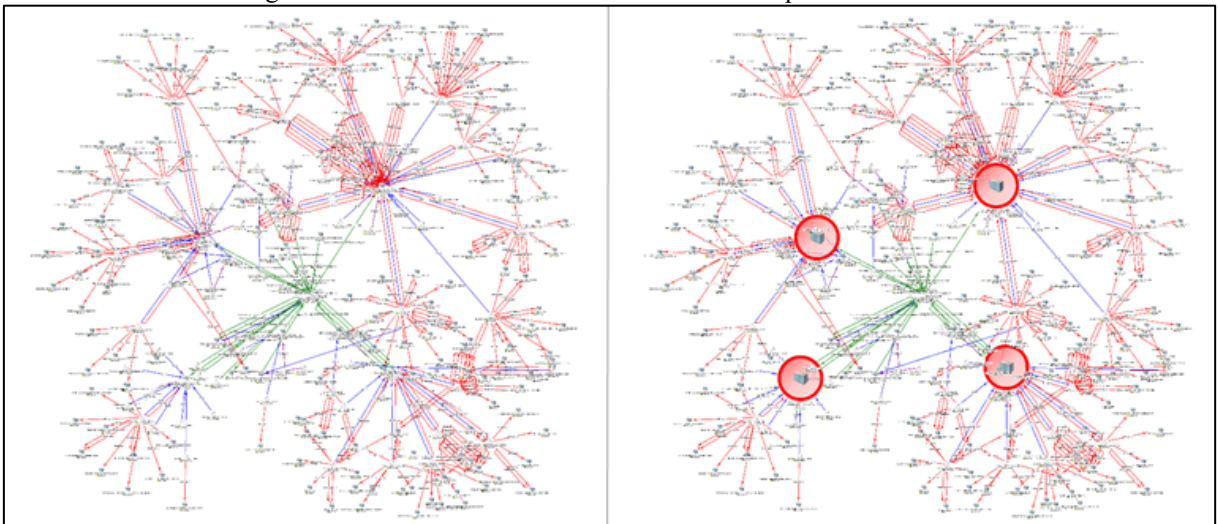
Figura 35 - RIF 08: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 36 revela o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 10, destacando 4 empresas suspeitas:

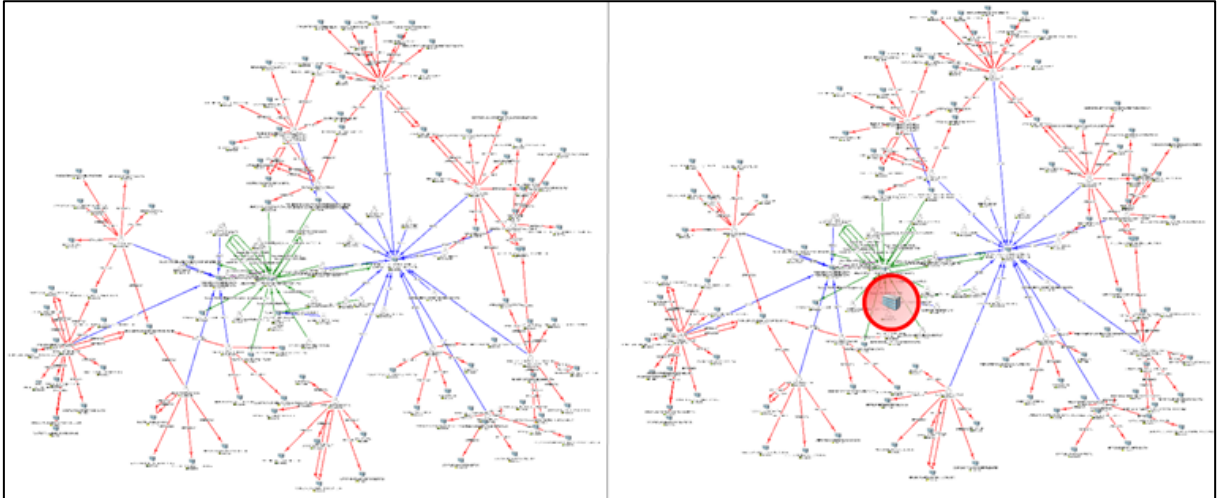
Figura 36 - RIF 10: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 37 mostra-se o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 13, destacando 1 empresa suspeita:

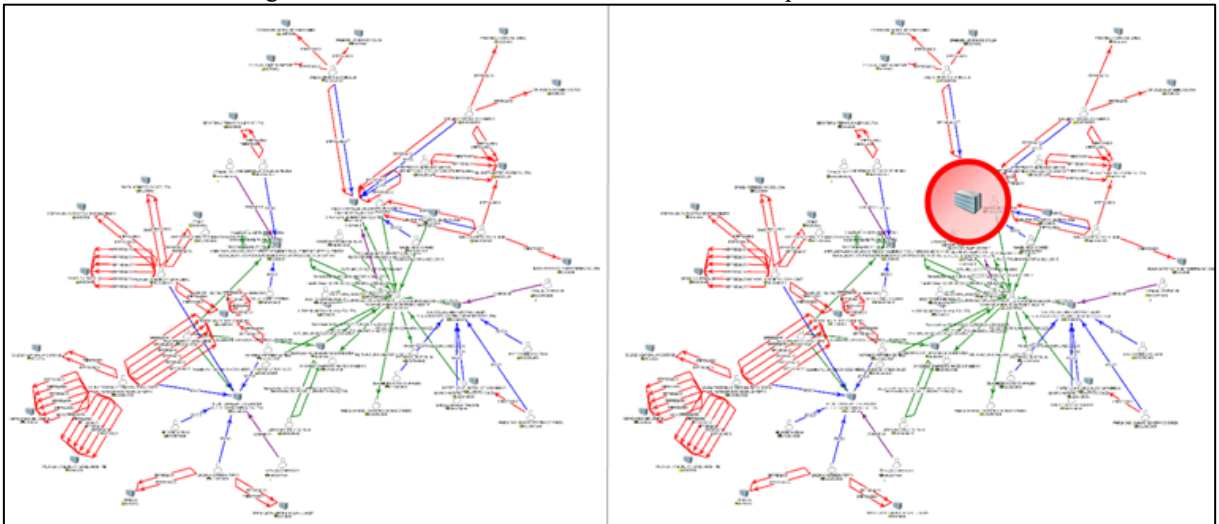
Figura 37 - RIF 13: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 38 apresenta o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 15, destacando 1 empresa suspeita:

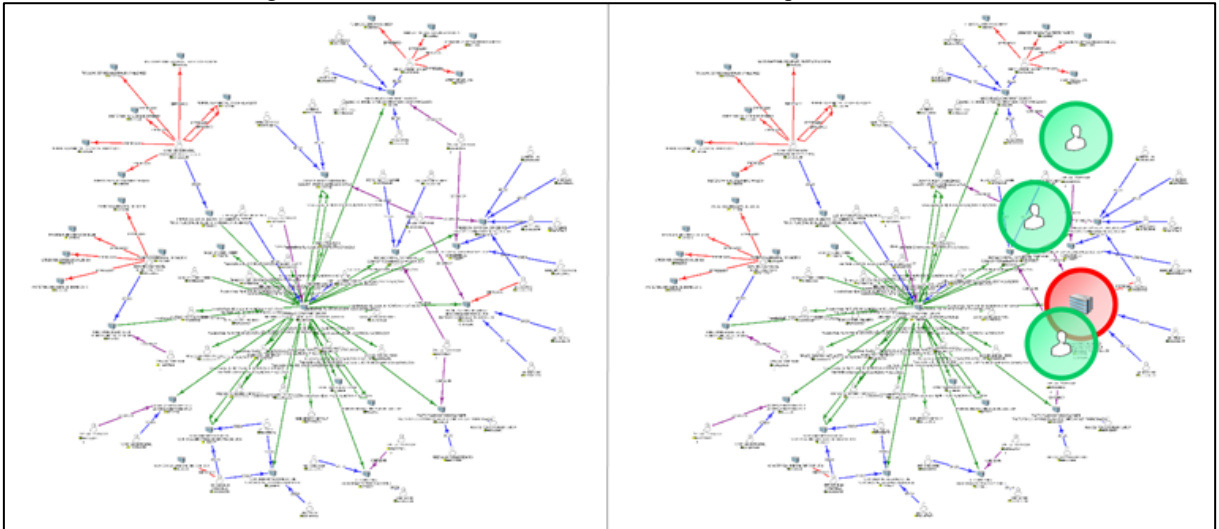
Figura 38 - RIF 15: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 39 exibe-se o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 16, destacando 1 empresa e 3 contadores suspeitos:

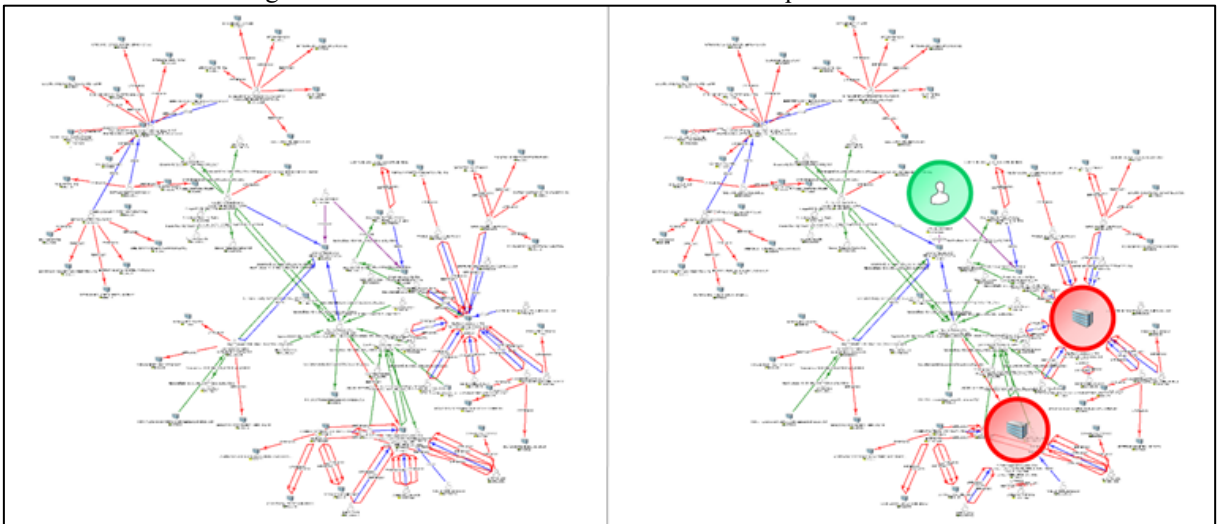
Figura 39 - RIF 16: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 40 revela o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 18, destacando 2 empresas e 1 contador suspeitos:

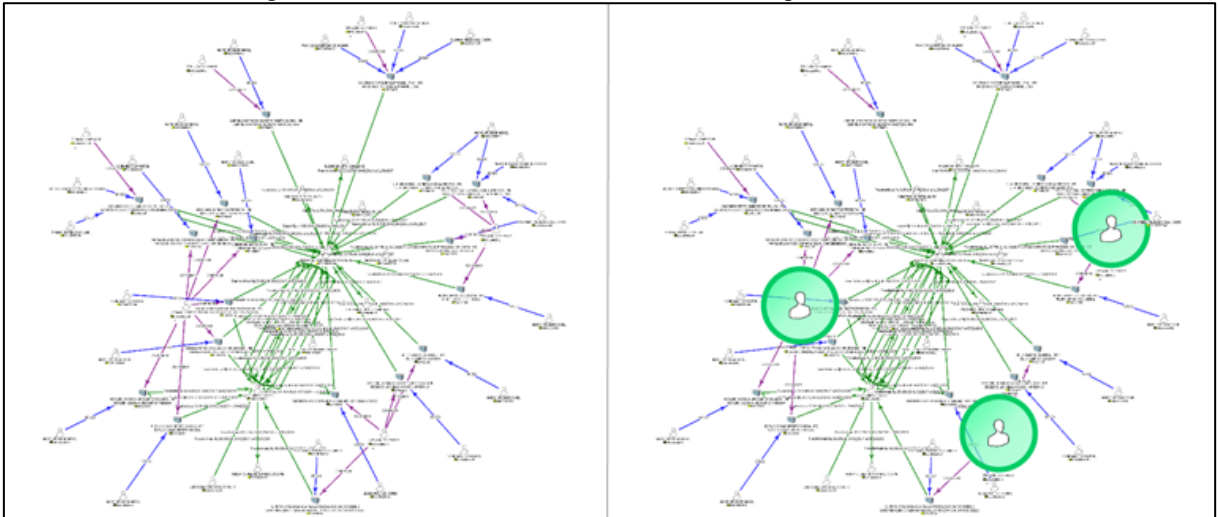
Figura 40 - RIF 18: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

Na Figura 41 expõe-se o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 19, destacando 3 contadores suspeitos:

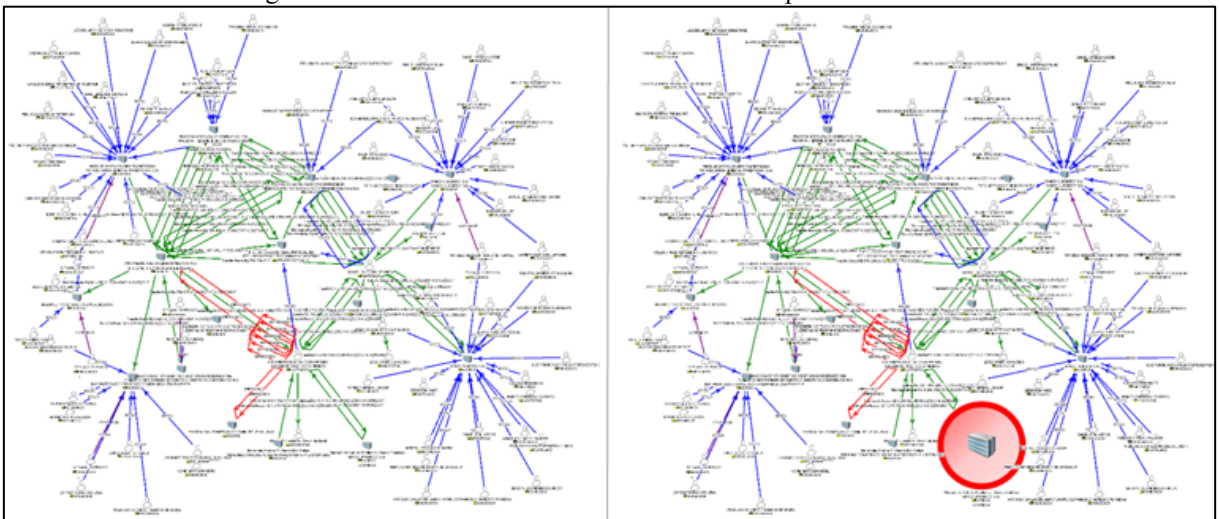
Figura 41 - RIF 19: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

E, por fim, a Figura 42 mostra o grafo inicial (esquerda) e o grafo com destaque de entidades (direita) do RIF 20, destacando 1 empresa suspeita:

Figura 42 - RIF 20: Grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

5.3 Avaliação dos resultados

Para avaliar os resultados do “Modelo RIF BI”, mostrados no capítulo anterior, em que 12 (doze) de 20 (vinte) Relatórios de Inteligência Financeira tiveram destacadas “entidades suspeitas”, 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 têm características de “laranjas”, fazendo com que a suspeição sobre a empresa persista e corrobore 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 transacionaram 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 rastreamento, 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 5, chegou-se à confirmação de suspeição em 6 (seis) deles, ou seja, em 50% dos casos, conforme o Quadro 6:

Quadro 6 - 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?
01	1	0	2	2	Sim
02	2	2	2	2	Sim
05	1	0	0	0	Não
07	2	0	0	0	Não
08	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 pelo autor

Pelo Quadro 6 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, o “Modelo RIF BI” 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.

6 CONCLUSÃO

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 analíticas, 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 programas 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”.

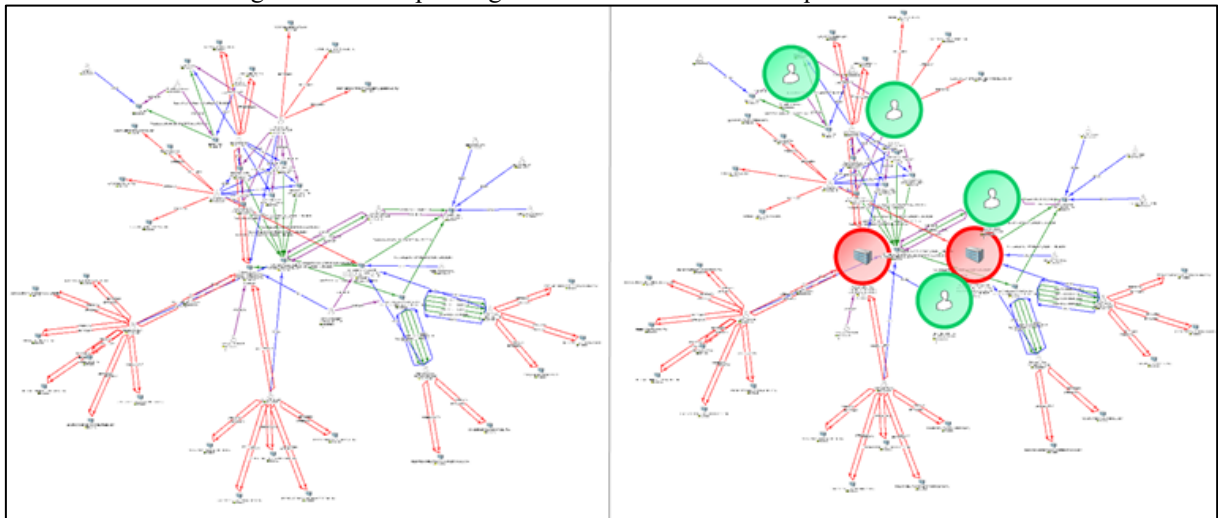
Assim, com base na análise de um “RIF Modelo” e, ainda, pelo estudo de tipologias da publicação “Casos & Casos” do COAF (2016), decidiu-se adotar 2 (duas) métricas de relevância: “Empresas Suspeitas” e “Contadores Suspeitos”.

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 com destaque dos elementos suspeitos, que se chamou de “Modelo RIF BI”.

Como exemplo da aplicação do “Modelo RIF BI” veja-se o grafo mostrado na Figura 43, que deixa destacadas as “empresas suspeitas” em vermelho e os “contadores suspeitos” em verde:

Figura 43 - Exemplo de grafos “inicial” e “com destaque de entidades”



Fonte: Elaborado pelo autor

A Figura 43 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 rastreo 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 deste 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 mineração de dados, 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

- ANJARINY, A. H.; ZEKI, A. M.; HUSSIN, H. **Assessing organizations readiness toward business intelligence systems: A proposed hypothesized model**. ACSAT 2012, p. 213–218, 2013.
- ARAS, Vladimir. **Sistema nacional de combate à lavagem de dinheiro e de recuperação de ativos**. Revista Jus Navigandi, ISSN 1518-4862, Teresina, 2007.
- 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
- BICHLER, G., MALM, A., e COOPER, T. **Drug supply networks: A systematic review of the organizational structure of illicit drug trade**. Crime Science, 6(1). 2017.
- BORKO, H. **Information Science: What is it?** American Documentation, v.19, n.1, p.3-5, Jan. 1968.
- BRASIL. **Lei nº 9.613, de 3 de março de 1998**. BRASIL, 1998.
- BRASIL. Ministério da Fazenda. Conselho de Controle de Atividades Financeiras. **Cartilha “O que faz o COAF?”**. COAF, 2019.
- BRASIL. Ministério da Fazenda. Conselho de Controle de Atividades Financeiras. **Casos & Casos - Coletânea Completa de Casos Brasileiros de Lavagem de Dinheiro**. Brasília: COAF, 2016.
- BRAZ, José Alberto Campos. **Investigação criminal**. Leya, 2013.
- BUCKLAND, Michael Keeble. **Information as thing**. Journal of the American Society for Information. Science, v. 42, n. 5, p. 351-360. 1991.
- 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
- CTIVOS, L. A. D. E. A.; ENÉ, G. E. G. **Is there political will in the Argentine Republic to prevent money**. v. 7, p. 98–116, 2017.
- DUIJN, P. A. C., e SLOOT, P. M. A. **From data to disruption**. Digital Investigation, 15, 39–45. 2015.
- DUIJN, P. A. C., KASHIRIN, V., e Sloot, P. M. A. **The relative ineffectiveness of criminal network disruption**. Scientific Reports, 4. 2014.
- 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.

FERRO JÚNIOR, Celso Moreira; DANTAS, George Felipe de lima. **A descoberta e a análise de vínculos na complexidade da investigação criminal moderna.** 2006.

FOSHAY, N. et al. **A Comprehensive Diagnostic Framework for Evaluating Business Intelligence and Analytics Effectiveness.** Australasian Journal of Information Systems, v. 19, p. S37–S54, 2015.

GUO, B. et al. **Harnessing the Power of the General Public for Crowdsourced Business Intelligence: A Survey.** IEEE ACCESS, v. 7, p. 26606–26630, 2019.

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.

HOPKINS, M.; SHELTON, N. **Identifying Money Laundering Risk in the United Kingdom: Observations from National Risk Assessments and a Proposed Alternative Methodology.** European Journal on Criminal Policy and Research, v. 25, n. 1, SI, p. 63–82, mar. 2019.

KABAKCHIEVA, D. **Business Intelligence Systems for Analyzing University Students Data.** Cybernetics and Information Technologies, v. 15, n. 1, p. 104–115, 2015.

KITCHENHAM, Barbara; CHARTERS, Stuart. **Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering.** 2007.

KOCAK, Y.; OZYER, T.; ALHAJJ, R. **Utilizing maximal frequent itemsets and social network analysis for HIV data analysis.** Journal of Cheminformatics, v. 8, 2016.

KORBA, L. et al. **Automated social network analysis for collaborative work.** Cooperative Design, Visualization, and Engineering, Proceedings. Anais...: Lecture Notes in Computer Science. Springer-Verlag Berlin, 2006

LA TORRE LASCANO, C. M. DE. **Relación existente entre paraísos fiscales, lavado de activos y defraudación tributaria. Un análisis desde la normativa de Ecuador.** Revista de la Facultad de Derecho, n. 43, p. 13–36, 2017.

LANZA-CRUZ, I.; BERLANGA, R.; JOSE ARAMBURU, M. **Modeling Analytical Streams for Social Business Intelligence.** Informatics-Basel, v. 5, n. 3, 2018.

MAHARANI, W.; GOZALI, A. A. **Collaborative Social Network Analysis and Content-based Approach to Improve The Marketing Strategy of SMEs in Indonesia.** ICCSCI 2015. Elsevier Science BV, 2015

MARÍN-ORTEGA, P. M. et al. **ELTA: New Approach in Designing Business Intelligence Solutions in Era of Big Data.** Procedia Technology, v. 16, n. 1, p. 667–674, 2014.

MAT, Y. et al. **Money Laundering Risk : From the Bankers and Regulators Perspectives.** Procedia Economics and Finance, v. 28, n. April, p. 7–13, 2015.

MERRILL, J.; HRIPCSAK, G. **Using Social Network Analysis within a Department of Biomedical Informatics to Induce a Discussion of Academic Communities of Practice.** Journal of The American Medical Informatics Association, v. 15, n. 6, p. 780–782, 2008.

MITTELMEIER, J. et al. **Using Social Network Analysis to predict online contributions: The impact of network diversity in cross-cultural collaboration.** WEBSCI'16. Anais...USA: Assoc Computing Machinery, 2016

MOCHON, M.-C. **Social Network Analysis and Big Data tools applied to the Systemic Risk supervision.** International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, v. 3, n. 6, SI, p. 34–37, mar. 2016.

NASIR, M. A. **Compatibility of Islamic finance and anti-money laundering laws: a myth or reality?** v. 26, n. 1, p. 55–78, 2018.

NOFAL, M. I.; YUSOF, Z. M. **Integration of Business Intelligence and Enterprise Resource Planning within Organizations.** ICEEI 2013. Anais...: Procedia Technology. Elsevier Science BV, 2013

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.

OLIVEIRA, Tarsis Barreto. **O bem jurídico-penal no crime de lavagem de dinheiro.** Revista Esmat, [S.l.], v. 4, n. 4, p. 269-299, set. 2012. ISSN 2447-9896.

OLSZAK, C. M. **Towards an Understanding Business Intelligence. A Dynamic Capability-Based Framework for Business Intelligence.** ACSIS-Annals of Computer Science and Information Systems.345 E 47TH ST, New York, NY 10017 USA: IEEE, 2014

RAM, J.; ZHANG, C.; KORONIOS, A. **The implications of Big Data analytics on Business Intelligence: A qualitative study in China.** ICRTCSE 2016. Anais...: Procedia Computer Science. Elsevier Science BV, 2016

ROMÃO, Cide Ferreira. **A Utilização de Ferramentas de Análise de Vínculos no Combate aos Crimes de Lavagem de Ativos.** Revista Brasileira de Ciências Policiais, v. 4, n. 1, p. 35-67, 2014.

ROSTAMI, A., e MONDANI, H. **The complexity of crime network data: A case study of its consequences for crime control and the study of networks.** PLoS ONE, 10(3). 2015.

TANIARZA, N.; ADIWIJAYA; MAHARANI, W. **Social network analysis using k-Path centrality method.** ICODIS. Anais...: Journal of Physics Conference Series. Dirac House, Temple Back, Bristol BS1 6BE, England: IOP Publishing Ltd, 2018

TAYEBI, M. A., e GLASSER, U. **Investigating organized crime groups: A social network analysis perspective.** ASONAM 2012 (pp. 565–572). 2012.

TONTA, Y.; DARVISH, H. R. **Diffusion of latent semantic analysis as a research tool: A social network analysis approach.** Journal of Informetrics, v. 4, n. 2, p. 166–174, 2010.

UTAMA, P. **Gatekeepers' roles as a fundamental key in money laundering.** Indonesia law review, v. 6, n. 2, p. 180–206, 2016.

WIEDER, B.; OSSIMITZ, M.-L. **The impact of Business Intelligence on the quality of decision making a mediation model.** HCIST 2015. Anais...: Procedia Computer Science. Elsevier Science BV, 2015

ZALI, M.; MAULIDI, A. **Fighting against money laundering.** Brics Law Journal, v. 5, n. 3, p. 40–63, 2018.

ZAPHIRIS, P.; ANG, C. S. **Introduction to Social Network Analysis.** Human-computer interaction - Interact 2009. Springer-Verlag Berlin, 2009

APÊNDICE A – script do arquivo RIF.qvw

//CONFIGURAÇÕES GERAIS

```

SET ThousandSep='.';
SET DecimalSep='.';
SET MoneyThousandSep='.';
SET MoneyDecimalSep='.';
SET MoneyFormat='R$ #.##0,00;-R$ #.##0,00';
SET TimeFormat='hh:mm:ss';
SET DateFormat='DD/MM/YYYY';
SET TimestampFormat='DD/MM/YYYY hh:mm:ss[.fff]';
SET FirstWeekDay=6;
SET BrokenWeeks=1;
SET ReferenceDay=0;
SET FirstMonthOfYear=1;
SET CollationLocale='pt-BR';
SET MonthNames='jan;fev;mar;abr;mai;jun;jul;ago;set;out;nov;dez';
SET
LongMonthNames='janeiro;fevereiro;março;abril;maio;junho;julho;agosto;setembro;outubro;novem
bro;dezembro';
SET DayNames='seg;ter;qua;qui;sex;sáb;dom';
SET LongDayNames='segunda-feira;terça-feira;quarta-feira;quinta-feira;sexta-
feira;sábado;domingo';

```

//PARTE 1 - OPERAÇÕES

//PARTE 1.1 - ETL DOS DADOS DAS PLANILHAS "OPERACOES.xlsx"

```

ETL_1_OPERACOES:
LOAD
RIF AS ETL_1_OP_NR_RIF,
[ITEM RIF] AS ETL_1_OP_ITEM_RIF,
TRIM(KeepChar([ORIGEM ou DEPOSITANTE CPF/CNPJ], '0123456789')) AS
ETL_1_OP_ORIGEM_CPF_CNPJ,
[ORIGEM ou DEPOSITANTE NOME] AS ETL_1_OP_ORIGEM_NOME,
TRIM(KeepChar([DESTINO ou SACADOR CPF/CNPJ], '0123456789')) AS
ETL_1_OP_DESTINO_CPF_CNPJ,
[DESTINO ou SACADOR NOME] AS ETL_1_OP_DESTINO_NOME,
[TIPO OPERAÇÃO Selecione] AS ETL_1_OP_TIPO_OPERACAO,
Money#([VALOR (EM R$) somente números], 'R$ #.##0,00;-R$ #.##0,00') AS
ETL_1_OP_VALOR_OPERACAO,
Date#([DATA/PERÍODO], 'DD/MM/YYYY') AS ETL_1_OP_DATA_OPERAÇÃO
FROM
OPERACOES\OPERACOES*.xlsx
(ooxml, embedded labels, table is Operações);
LEFT JOIN
LOAD NR_REFERENCIA AS ETL_1_OP_NR_REFERENCIA,
RIF as ETL_1_OP_NR_RIF
FROM
OPERACOES\Indice_RIFs.xlsx
(ooxml, embedded labels, table is Plan1);

ETL_2_OPERACOES:
LOAD

```

```

ETL_1_OP_NR_REFERENCIA AS ETL_2_OP_NR_REFERENCIA,
ETL_1_OP_NR_RIF AS ETL_2_OP_NR_RIF,
ETL_1_OP_ITEM_RIF AS ETL_2_OP_ITEM_RIF,
ETL_1_OP_ORIGEM_CPF_CNPJ AS ETL_2_OP_ORIGEM_CPF_CNPJ,
ETL_1_OP_ORIGEM_NOME AS ETL_2_OP_ORIGEM_NOME,
ETL_1_OP_DESTINO_CPF_CNPJ AS ETL_2_OP_DESTINO_CPF_CNPJ,
ETL_1_OP_DESTINO_NOME AS ETL_2_OP_DESTINO_NOME,
ETL_1_OP_TIPO_OPERACAO AS ETL_2_OP_TIPO_OPERACAO,
ETL_1_OP_VALOR_OPERACAO AS ETL_2_OP_VALOR_OPERACAO,
ETL_1_OP_DATA_OPERAÇÃO AS ETL_2_OP_DATA_OPERAÇÃO,
Left(
Right(
'000000000000000' &
(IF(LEN(ETL_1_OP_ORIGEM_CPF_CNPJ)>11,ETL_1_OP_ORIGEM_CPF_CNPJ)),14),8) AS
ETL_2_OP_CNPJ_ORIGEM_ID,
Left(
Right(
'000000000000000' &
(IF(LEN(ETL_1_OP_DESTINO_CPF_CNPJ)>11,ETL_1_OP_DESTINO_CPF_CNPJ)),14),8) AS
ETL_2_OP_CNPJ_DESTINO_ID
Resident ETL_1_OPERACOES;

```

//PARTE 1.2 - CARGA DOS DADOS TRATADOS DAS OPERAÇÕES DE RIFS

OPERACOES:

```

LOAD
ETL_2_OP_NR_REFERENCIA AS OP_NR_REFERENCIA,
ETL_2_OP_NR_RIF AS OP_NR_RIF,
ETL_2_OP_ITEM_RIF AS OP_ITEM_RIF,
ETL_2_OP_ORIGEM_CPF_CNPJ AS OP_ORIGEM_CPF_CNPJ,
ETL_2_OP_ORIGEM_NOME AS OP_ORIGEM_NOME,
ETL_2_OP_DESTINO_CPF_CNPJ AS OP_DESTINO_CPF_CNPJ,
ETL_2_OP_DESTINO_NOME AS OP_DESTINO_NOME,
ETL_2_OP_TIPO_OPERACAO AS OP_TIPO_OPERACAO,
ETL_2_OP_VALOR_OPERACAO AS OP_VALOR_OPERACAO,
ETL_2_OP_DATA_OPERAÇÃO AS OP_DATA_OPERAÇÃO,
ETL_2_OP_CNPJ_ORIGEM_ID AS CNPJ_ORIGEM_ID,
ETL_2_OP_CNPJ_DESTINO_ID AS CNPJ_DESTINO_ID,
ETL_2_OP_NR_RIF & '-' & ETL_2_OP_ITEM_RIF & '-' & ETL_2_OP_CNPJ_ORIGEM_ID & '-' &
ETL_2_OP_CNPJ_DESTINO_ID AS ID_OPERAÇÃO_CNPJ
Resident ETL_2_OPERACOES;

```

//PARTE 2 - SOCIETARIO

//PARTE 2.1 - ETL DOS DADOS DAS PLANILHAS "SOCIETARIO_CNPJ.csv"

ETL_1_SOCIETARIO:

```

LOAD
RIGHT('000000000000000' & TRIM(KeepChar(CNPJ,'0123456789')),14) AS ETL_1_SOC_CNPJ,
[NOME DA EMPRESA] AS ETL_1_SOC_NOME_EMPRESA,
RIGHT('000000000000' & TRIM(KeepChar([CPF CONTADOR],'0123456789')),11) AS
ETL_1_SOC_CONTADOR,
RIGHT('000000000000' & TRIM(KeepChar([SÓCIO CPF/CNPJ],'0123456789')),11) AS
ETL_1_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO,
[NOME DO SÓCIO] AS ETL_1_SOC_NOME_SOCIO

```

```
FROM
SOCIETARIO_CNPJ\SOCIETARIO_CNPJ.csv
(txt, codepage is 28591, embedded labels, delimiter is ';', msq, filters(
Top(1, 'CNPJ_2'), Remove(Row, RowCnd(CellValue, 1, StrCnd(equal, 'CNPJ'))),
Remove(Row, RowCnd(CellValue, 1, StrCnd(longer, 2))), Top(1, 'CNPJ')));
```

ETL_2_SOCIETARIO:

```
LOAD
ETL_1_SOC_CNPJ as ETL_2_SOC_CNPJ,
ETL_1_SOC_NOME_EMPRESA as ETL_2_SOC_NOME_EMPRESA,
REPLACE(ETL_1_SOC_CONTADOR,'0000000000','') as ETL_2_SOC_CONTADOR,
REPLACE(ETL_1_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO,'0000000000','') as ETL_2_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO,
ETL_1_SOC_NOME_SOCIO as ETL_2_SOC_NOME_SOCIO,
Left(
Right(
'00000000000000' &
ETL_1_SOC_CNPJ,14),8) AS ETL_2_SOC_CNPJ_ID,
Left(
Right(
'00000000000000' &
ETL_1_SOC_CNPJ,14),8) AS CNPJ
Resident ETL_1_SOCIETARIO;
```

//PARTE 2.2 - CARGA DOS DADOS SOCIETARIOS TRATADOS

SOCIETARIO_ORIGEM:

```
LOAD
ETL_2_SOC_CNPJ AS SOC_ORIGEM_CNPJ,
ETL_2_SOC_NOME_EMPRESA AS SOC_ORIGEM_NOME_EMPRESA,
ETL_2_SOC_CONTADOR AS SOC_ORIGEM_CONTADOR,
ETL_2_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO AS SOC_ORIGEM_CPF_CNPJ_SOCIO,
ETL_2_SOC_NOME_SOCIO AS SOC_ORIGEM_NOME_SOCIO,
ETL_2_SOC_CNPJ_ID AS CNPJ_ORIGEM_ID,
ETL_2_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO AS CPF_ORIGEM_ID
Resident ETL_2_SOCIETARIO;
```

SOCIETARIO_DESTINO:

```
LOAD
ETL_2_SOC_CNPJ AS SOC_DESTINO_CNPJ,
ETL_2_SOC_NOME_EMPRESA AS SOC_DESTINO_NOME_EMPRESA,
ETL_2_SOC_CONTADOR AS SOC_DESTINO_CONTADOR,
ETL_2_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO AS SOC_DESTINO_CPF_CNPJ_SOCIO,
ETL_2_SOC_NOME_SOCIO AS SOC_DESTINO_NOME_SOCIO,
ETL_2_SOC_CNPJ_ID AS CNPJ_DESTINO_ID,
ETL_2_SOC_CPF_CNPJ_SOCIO AS CPF_DESTINO_ID
Resident ETL_2_SOCIETARIO;
```

//PARTE 3 - TRABALHISTA

//PARTE 3.1 - ETL DOS DADOS DAS PLANILHAS "TRABALHISTA_CPF.csv"

ETL_1_TRABALHISTA:

```
LOAD
TRIM(KeepChar(CPF,'0123456789')) AS ETL_1_TRAB_CPF,
Nome AS ETL_1_TRAB_NOME,
```

```
[Razao Social] AS ETL_1_TRAB_RAZAO_SOCIAL,
TRIM(KeepChar(CNPJ,'0123456789')) AS ETL_1_TRAB_CNPJ
FROM
TRABALHISTA_CPF\TRABALHISTA_CPF.csv
(txt, utf8, embedded labels, delimiter is ';', msq, filters(
Top(13, 'OK'),
Remove(Row, RowCnd(CellValue, 13, StrCnd(equal, 'OK', not))),
Remove(Row, RowCnd(CellValue, 8, StrCnd(null))),
Remove(Row, RowCnd(CellValue, 8, StrCnd(longer, 2))),
Top(13, 'Resposta')
));
```

```
ETL_2_TRABALHISTA:
LOAD
ETL_1_TRAB_CPF AS ETL_2_TRAB_CPF,
ETL_1_TRAB_NOME AS ETL_2_TRAB_NOME,
ETL_1_TRAB_RAZAO_SOCIAL AS ETL_2_TRAB_RAZAO_SOCIAL,
ETL_1_TRAB_CNPJ AS ETL_2_TRAB_CNPJ,
Left(
Right(
'000000000000000' &
ETL_1_TRAB_CNPJ,14),8) AS ETL_2_TRAB_RAIZ_CNPJ
Resident ETL_1_TRABALHISTA;
```

//PARTE 3.2: CARGA DOS DADOS TRABALHISTAS TRATADOS

```
TRABALHISTA_ORIGEM:
LOAD
ETL_2_TRAB_CPF AS TRAB_CPF_ORIGEM,
ETL_2_TRAB_NOME AS TRAB_NOME_ORIGEM,
ETL_2_TRAB_RAZAO_SOCIAL AS TRAB_RAZAO_SOCIAL_ORIGEM,
ETL_2_TRAB_CNPJ AS TRAB_CNPJ_ORIGEM,
ETL_2_TRAB_RAIZ_CNPJ AS TRAB_RAIZ_CNPJ_ORIGEM,
ETL_2_TRAB_CPF AS CPF_ORIGEM_ID
Resident ETL_2_TRABALHISTA;
```

```
TRABALHISTA_DESTINO:
LOAD
ETL_2_TRAB_CPF AS TRAB_CPF_DESTINO,
ETL_2_TRAB_NOME AS TRAB_NOME_DESTINO,
ETL_2_TRAB_RAZAO_SOCIAL AS TRAB_RAZAO_SOCIAL_DESTINO,
ETL_2_TRAB_CNPJ AS TRAB_CNPJ_DESTINO,
ETL_2_TRAB_RAIZ_CNPJ AS TRAB_RAIZ_CNPJ_DESTINO,
ETL_2_TRAB_CPF AS CPF_DESTINO_ID
Resident ETL_2_TRABALHISTA;
```

//PARTE 4 - EMPRESAS SUSPEITAS

```
COINCIDENCIA_CNPJ_ORIGEM:
LOAD
CNPJ_ORIGEM_ID,
CNPJ_ORIGEM_ID as CNPJ_COINCIDENTE_ORIGEM
Resident SOCIETARIO_ORIGEM;
Inner Join
LOAD
```

TRAB_RAIZ_CNPJ_ORIGEM as CNPJ_COINCIDENTE_ORIGEM
Resident TRABALHISTA_ORIGEM;

COINCIDENCIA_CNPJ_DESTINO:

LOAD

CNPJ_DESTINO_ID,

CNPJ_DESTINO_ID as CNPJ_COINCIDENTE_DESTINO

Resident SOCIETARIO_DESTINO;

Inner Join

LOAD

TRAB_RAIZ_CNPJ_DESTINO as CNPJ_COINCIDENTE_DESTINO

Resident TRABALHISTA_DESTINO;

//PARTE 5 - CONTADORES SUSPEITOS

CONTADOR:

LOAD

ID_OPERAÇÃO_CNPJ,

CNPJ_ORIGEM_ID as CNPJ_ID

Resident OPERACOES;

LOAD

ID_OPERAÇÃO_CNPJ,

CNPJ_DESTINO_ID as CNPJ_ID

Resident OPERACOES;

CONTADOR_EMPRESA:

LOAD

ETL_2_SOC_CNPJ_ID AS CNPJ_ID,

ETL_2_SOC_CONTADOR AS CONTADOR

Resident ETL_2_SOCIETARIO;