



Universidade de Brasília (UnB)

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

Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais (CCA)

Programa de Pós-graduação em Ciências Contábeis (PPGCont)

**AVALIAÇÃO INTERNA NA ELUCIDAÇÃO DA LAVAGEM DE DINHEIRO:
DETERMINANTES DO RISCO EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS BRASILEIRAS**

***INTERNAL ASSESSMENT IN MONEY LAUNDERING ELUCIDATION: RISK
DETERMINANTS IN BRAZILIAN FINANCIAL INSTITUTIONS***

ANDRÉA ALVES CORRÊA

Brasília/DF

2025

ANDRÉA ALVES CORRÊA

**AVALIAÇÃO INTERNA NA ELUCIDAÇÃO DA LAVAGEM DE DINHEIRO:
*DETERMINANTES DO RISCO EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS BRASILEIRAS***

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCont) da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de Brasília (UnB) como requisito parcial à obtenção do Título de Mestre em Ciências Contábeis.

Orientadora: Prof^a Dra. Danielle Montenegro

BRASÍLIA/DF

2025

CORRÊA, Andréa Alves. *AVALIAÇÃO INTERNA NA ELUCIDAÇÃO DA LAVAGEM DE DINHEIRO: DETERMINANTES DE RISCO EM INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS BRASILEIRAS*. 2025.

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCont) da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de Brasília (UnB) como requisito parcial à obtenção do Título de Mestre em Ciências Contábeis.

Aprovado em 5 de fevereiro de 2026.

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Danielle Montenegro Salamone Nunes
Orientadora

Prof. Dr. Sergio Ricardo Miranda Nazaré
UnB Membro

Prof. Dr. José Alves Dantas
UnB Membro Suplente

Prof^a. Dr^a. Michele Rilany Rodrigues Machado
UFG Membro Externo

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus, pela resiliência e sabedoria concedidas ao longo desses 2 anos de mestrado. Aos meus filhos, Rafaela e Vitor, meus motivos e incentivos diários, que acreditaram em mim mesmo nos momentos mais desafiadores.

À minha orientadora, professora Dr^a Danielle Montenegro, pela orientação tempestiva e estratégica, que foi essencial para que eu pudesse chegar até aqui. Meus agradecimentos também se estendem a todos os professores e colegas que contribuíram com reflexões e debates ao longo do curso.

À POUPEX, instituição onde construí minha trajetória profissional, pela compreensão e apoio institucional, especialmente por meio dos meus chefes Cel. Terra e Hidelma, que viabilizaram minha participação nas aulas durante a semana na UnB por meio da concessão de dispensa de horários de expediente e à Mariana, colega na POUPEX e na UnB, por me ter encorajado a dar esse pontapé inicial na vida acadêmica.

Após 23 anos de atuação em instituição financeira, passando por áreas como auditoria, contratos e controles internos, foi na área de prevenção à lavagem de dinheiro que encontrei um campo de estudo que despertou minha especial atenção. Esta pesquisa representa um esforço acadêmico e compromisso com a melhoria das práticas que hoje integram minha atuação profissional.

A corrupção nasce onde o controle é frágil e a vigilância é distraída. Prevenir não é apenas punir, mas compreender os mecanismos que permitem ao ilícito se disfarçar de legítimo. A arte de governar, como ensinou Maquiavel, exige olhar além das aparências, e, é nesse olhar atento que reside a verdadeira integridade.

“Todos veem o que tu aparentas, poucos sentem aquilo que tu és, e esses poucos não se atrevem a contrariar a opinião dos muitos.”

— Nicolau Maquiavel, O Príncipe

RESUMO: Este estudo identifica os determinantes de risco de lavagem de dinheiro (LD) em instituições financeiras brasileiras, analisando as Comunicações de Operações Suspeitas (COS) entre 2010 e 2022. O estudo emprega métodos quantitativos, com análise de regressão multivariada, e utiliza Cointometria para revisar a literatura relevante. Os resultados demonstram a validação empírica de determinantes de risco sinalizados pelo *framework* do Banco Central do Brasil (BCB) e COAF. Adicionalmente, a pesquisa revela que os grandes centros urbanos e financeiros são o principal determinante estatisticamente significativo de risco de LD. Este achado sugere que, apesar da concentração natural de Instituições Financeiras (IFs), a correlação persistente com o volume de COS exige que estas áreas recebam um aumento no grau de risco inerente na avaliação interna de PLD das IFs. O tamanho da economia local (PIB) mostrou-se relevante, com influência decrescente após 2016. Regiões de fronteira e atividades mineradoras não apresentaram significância estatística consistente no período pós-regulação. Conclui-se que as políticas de prevenção devem integrar a validação empírica regulatória, priorizando o monitoramento qualificado em *hubs* financeiros através de uma classificação de risco mais elevada.

Palavras-chave: *prevenção à lavagem de dinheiro; avaliação interna de risco; determinantes de risco de LD; PLD; crimes financeiros.*

Abstract

This study identifies the risk determinants of money laundering (ML) in Brazilian financial institutions by analyzing Suspicious Activity Reports (SARs), known in Brazil as Comunicações de Operações Suspeitas (COS), submitted between 2010 and 2022. The research employs quantitative methods, including multivariate regression analysis, and utilizes Scientometrics for literature review. The results demonstrate the empirical validation of risk determinants signaled by the risk assessment framework of the Central Bank of Brazil (BCB) and COAF. Additionally, the research reveals that large urban and financial centers are the main statistically significant determinant of ML risk. This finding suggests that, despite the natural concentration of Financial Institutions (FIs) in these locations, the persistent correlation with the volume of SARs requires these areas to receive an increase in the inherent risk rating in the FIs' internal AML assessment. Local economic size (GDP) proved relevant, though its influence decreased after 2016. Border regions and mining activities did not show consistent statistical significance in the post-regulation period. The study concludes that prevention policies must integrate the empirical validation of regulatory risk factors while prioritizing qualified monitoring in financial hubs through a higher risk classification.

Keywords: money laundering prevention; internal risk assessment; ML risk determinants; AML; financial crimes.

Índice

1. INTRODUÇÃO	9
1.1. Contextualização	
1.2. Dilemas de PLD e Problema de Pesquisa	
1.3. Objetivo Geral	
1.4. Objetivos Específicos	
1.5. Justificativa e Relevância da Pesquisa	
1.6. Considerações sobre a Mensuração do Risco de Lavagem de Dinheiro	
2. REFERENCIAL TEÓRICO	15
2.1. As Mudanças Regulatórias de 2016 a 2020 no Combate à Lavagem de Dinheiro	
2.2. Embasamento Teórico	
2.3. Revisão Sistemática da Literatura	
2.4. Lacunas identificadas na Bibliografia	
2.5. A Carta Circular nº 4.001: o <i>Framework</i> de Avaliação de Riscos do Banco Central	
3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	47
3.1. Obtenção de Dados e Seleção de Variáveis	
3.2. Testes de Pressupostos e especificação do modelo	
3.3. Mudança na estrutura regulatória e Teste de Chow	
3.4. Limitações da Pesquisa	
4. ANÁLISE DE RESULTADOS	59
4.1. Análise período 2010 a 2016 – Anterior aos resultados da mudança regulatória	
4.2. Análise de Efeitos Temporais (2017-2022) - Pós Mudança Regulatória	
4.3. Análise de Efeitos Temporais (2020-2022) – Período Pandemia de COVID-19	
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	67

1. INTRODUÇÃO

A lavagem de dinheiro (LD) representa um dos maiores desafios contemporâneos à estabilidade financeira e à integridade dos mercados. A busca por mecanismos capazes de ocultar a origem ilícita de recursos provoca distorções econômicas, enfraquece instituições e amplia riscos de reputação e de integridade para o sistema financeiro.

Nesse contexto, compreender as variáveis determinantes do risco de lavagem de dinheiro nas instituições financeiras torna-se fundamental para o desenvolvimento de modelos de avaliação e mitigação mais eficazes.

Com base nos dados públicos de inteligência financeira e na regulamentação vigente sobre o tema, esta pesquisa considera as nuances e os desafios inerentes à mensuração do risco, analisando tanto suas implicações práticas quanto teóricas.

1.1 Contextualização

A lavagem de dinheiro parte da ideia de que o agente que busca proveito econômico na prática criminosa precisa confundir a origem dos valores, buscando assim desvinculá-lo de sua procedência delituosa, conferindo-lhe uma aparência lícita, a fim de poder aproveitar os ganhos criminosos. É crime secundário em que os infratores, de forma organizada e planejada, legalizam recursos financeiros provenientes do crime.

As instituições financeiras tradicionais são o meio mais conhecido para a transferência de dinheiro, o que as torna alvo de maior fiscalização (Fernandes & Zani, 2021).

Os lavadores de dinheiro buscam reciclar rapidamente rendimentos criminosos, transferindo-os para contas bancárias em países onde o controle sobre transações financeiras é mais fraco (Nikoloska & Simonovski, 2012).

Explicam-se aqui dois dos termos bastante abordados na pesquisa: **COE** e **COS**. Tratam-se de instrumentos fundamentais à prevenção à lavagem de dinheiro (PLD) no Brasil. Ambas as comunicações são reportes obrigatórios enviados ao Conselho de Controle de

Atividades Financeiras (COAF), principal órgão de inteligência financeira existente no Brasil, por instituições obrigadas de PLD elencadas na Lei nº 9.613/1981. As Comunicações de Operações Suspeitas (COS) são as que identificam transações atípicas que possam sinalizar indícios de crimes financeiros. Já as Comunicações de Operações em Espécie (COE) referem-se às transações que envolvem dinheiro em papel moeda e que ultrapassam limites estabelecidos pela autoridade competente, exigindo comunicação compulsória devido ao maior risco de ocultação da sua origem.

Importante destacar que tais comunicações não se tratam de denúncias, mas sim de obrigações legais baseadas na análise do histórico de transações, na capacidade financeira do cliente e em outros critérios definidos por normas específicas, informações estas que serão subsídio para o órgão de inteligência financeira filtrar o que de fato pode se tornar uma investigação pelo Ministério Público.

1.2 Dilemas de PLD e Problema de Pesquisa

A identificação das variáveis determinantes do risco de LD é essencial para o direcionamento mais eficiente dos recursos de monitoramento e para melhoria da supervisão regulatória. Um dos *gaps* identificados na literatura é a carência de estudos que verifiquem empiricamente as determinantes do risco de lavagem de dinheiro, de modo a apoiar o aperfeiçoamento dos modelos de Avaliação Interna de Risco (AIR) utilizados pelas instituições financeiras. Segundo Turki *et al.* (2021), essa lacuna dificulta a comparabilidade entre as práticas adotadas por diferentes instituições financeiras, o que pode gerar inconsistências na aplicação das medidas de prevenção e controle.

Haffke (2021) reforça que, sem padronização, a implementação de uma abordagem baseada em risco enfrenta desafios significativos. A ausência de uniformidade nos modelos compromete a comparabilidade entre instituições e reduz a eficácia das políticas de combate à lavagem de dinheiro (Haffke, 2021).

Ademais, embora a Lei de Acesso à Informação (LAI), criada em 2011, tenha ampliado a transparência, a obtenção de dados públicos sobre a relação entre comunicados e investigados ainda encontra obstáculos, em razão das restrições impostas pela legislação de proteção de dados e pelo sigilo de investigação. Essa limitação impede o desenvolvimento de modelagens mais robustas e restringe as instituições a avaliações baseadas principalmente nos enquadramentos regulatórios existentes. Como consequência, torna-se difícil identificar padrões mais amplos e aprimorar a efetividade das estratégias de mitigação de riscos.

As Instituições Financeiras (IFs) também enfrentam desafios na contabilização das perdas decorrentes dos crimes antecedentes, o que pode obscurecer a real magnitude dos riscos que enfrentam. A carência de compartilhamento de dados sobre fraudes e a limitada cooperação entre entidades dificultam a construção de um panorama abrangente e informativo.

Diante desses dilemas, a integração de uma análise crítica com uma avaliação estruturada de riscos é importante para o desenvolvimento de estratégias mais eficazes de combate à LD. Essa integração possibilita mitigação de riscos de forma mais direcionada e assertiva, otimizando o uso dos recursos institucionais.

Assim, o problema central de pesquisa que orienta este estudo é: ***Quais são as variáveis determinantes do risco de lavagem de dinheiro em instituições financeiras brasileiras?***

1.3 Objetivo Geral

Para responder à questão de pesquisa, o estudo tem como objetivo geral identificar determinantes do risco de lavagem de dinheiro em instituições financeiras no Brasil.

1.4 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo principal, esta pesquisa tem como objetivos específicos:

- a) Identificar na literatura as possíveis variáveis determinantes do risco de LD no âmbito do setor financeiro mundial e brasileiro.

- b) Analisar os dados referentes às Comunicações de Operações Suspeitas (COS) ao COAF.
- c) Identificar, a partir de modelos estatísticos, quais das principais determinantes do risco de fato afetam o total de COS no setor financeiro brasileiro.

1.5 Justificativa e Relevância da Pesquisa

A presente pesquisa se justifica pela crescente complexidade e escala das operações suspeitas de lavagem de dinheiro no Brasil, evidenciada pelos dados do Relatório de Inteligência e Gestão (RIG) do COAF de 2024. O aumento de 17% no volume de comunicações recebidas e a produção recorde de 18.762 Relatórios de Inteligência Financeira (RIFs) demonstram que o fenômeno persiste e se intensifica, exigindo respostas mais sofisticadas por parte das instituições financeiras e dos órgãos reguladores (COAF, 2024). Esse crescimento revela que, apesar dos avanços regulatórios e tecnológicos, ainda há lacunas significativas na capacidade de identificar, classificar e mitigar os riscos associados à lavagem de dinheiro.

Além disso, o RIG 2024 (COAF, 2024) destaca o fortalecimento da cooperação institucional, com mais de 25 mil intercâmbios de informações com autoridades nacionais e 412 trocas com unidades estrangeiras, reforça o caráter transnacional do crime e a necessidade de abordagens analíticas mais precisas e integradas. A atuação conjunta com entidades internacionais como o Departamento do Tesouro dos EUA, a UIF-AR e a OLAF evidencia que o Brasil está inserido em um contexto global de enfrentamento à criminalidade financeira, o que exige modelos de avaliação de risco alinhados às melhores práticas internacionais (COAF, 2024).

O COAF tem demonstrado avanços, tendo implementado em 2024 o Sistema COAF 4.0, uma plataforma tecnológica avançada que utiliza inteligência artificial para análise de padrões complexos de movimentações financeiras (COAF, 2024). As ações foram direcionadas

prioritariamente para **setores mais vulneráveis**, com 35% das comunicações suspeitas relacionadas a criptoativos, **22% ao setor imobiliário** e 18% a jogos online (COAF, 2024).

Nesse cenário, esta pesquisa se torna especialmente relevante ao propor uma análise empírica e estatística das determinantes do risco de lavagem de dinheiro, contribuindo para o desenvolvimento de modelos internos mais eficazes e adaptados à realidade brasileira, uma lacuna ainda pouco explorada na literatura acadêmica e nos estudos aplicados.

No sentido de aprimorar a estrutura detectora de crimes financeiros, a **contabilidade gerencial** pode ser usada para habilmente evitar que instituições caiam em um esquema criminoso evitando que possíveis movimentos ilegais sejam mascarados. A **responsabilidade do contador** é regulada pelo Conselho Federal de Contabilidade (CFC) na Resolução nº 1.445/13, cujo objetivo é “regulamentar a aplicação da lei para os profissionais e organizações contábeis, permitindo a eles que se protejam da utilização indevida de seus serviços para atos ilícitos que lhe possam gerar sanções penais previstas em lei, além dos riscos de imagem pela associação do seu nome a organizações criminosas”. Paralelamente, a Lei nº 9.613/98 é bem clara quanto ao compromisso do contador em seu parágrafo único, inciso XIV:

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. (Brasil, 1998)

Quanto mais complexa a operação contábil e mais sofisticada a engenharia financeira, maiores as chances de impunidade (Fernandes & Zani, 2021). Por este motivo, a predileção

pelo sistema financeiro e dos serviços de profissionais provenientes das mais diversas áreas de conhecimento, têm sido utilizadas por diversos grupos criminosos para conferir aparência de legalidade a condutas que, em verdade, embutem um ou mais ilícitos. Assim, a luta contra o crime passa necessariamente pela capacidade das instituições financeiras em proceder com eficácia a identificação das pessoas, ou seus representantes, que realizam tais movimentações (Fernandes & Zani, 2021).

Segundo o Escritório das Nações Unidas sobre Drogas e Crime, a lavagem de dinheiro respondia por até 5% do PIB global em 2019, ou seja, US\$ 2 trilhões todos os anos. Já no Brasil, uma rede de inteligência financeira composta por 58 laboratórios de tecnologia contra a lavagem de dinheiro (a Rede Lab-LD) identificou R\$ 44,43 bilhões originados de atividades sob suspeita de irregularidades somente de 2008 a 2019 (Ferreira, 2019).

O resultado desse estudo poderá ser utilizado por instituições financeiras em todo o mundo, contribuindo para a melhoria das práticas de *compliance* e a eficácia no combate à lavagem de dinheiro.

1.6 Considerações sobre a Mensuração do Risco de Lavagem de Dinheiro

É fundamental estabelecer uma distinção conceitual para a correta interpretação desta pesquisa. O presente estudo adota uma definição **operacional e mensurável** de “risco de lavagem de dinheiro”, entendido como a **probabilidade de uma operação ou contexto ser reportado como suspeito**, materializada na variável dependente **Comunicações de Operações Suspeitas (COS)**. Reconhece-se, entretanto, que as COS constituem uma *proxy* imperfeita para o risco real de LD. O **risco real envolve a ocorrência efetiva do ilícito**, fenômeno de difícil mensuração empírica direta, dado seu caráter oculto e a limitação da base legal vigente. Por sua vez, as COS refletem a intersecção entre a tentativa de lavagem de dinheiro e a capacidade do sistema financeiro de detectá-la e reportá-la. Um aumento nas COS em determinada localidade ou setor pode identificar: (a) um efetivo aumento da atividade

criminosa; ou (b) uma melhoria na eficiência dos sistemas de monitoramento e nos critérios regulatórios aplicados. De forma inversa, uma queda ou estabilização das COS não necessariamente reflete a erradicação do crime, podendo indicar que os métodos dos criminosos evoluíram além da capacidade de detecção atual (mudança no *modus operandi*), ou que os recursos de *compliance* foram direcionados para outras prioridades.

Portanto, os resultados aqui apresentados devem ser interpretados como uma análise das variáveis determinantes que levam uma operação a ser sinalizada como suspeita pelo sistema. Trata-se, em si, de uma métrica de grande relevância prática, útil para a alocação eficiente de recursos de *compliance* e para o aprimoramento de modelos de alerta. Esta pesquisa identifica, assim, os determinantes do risco detectado e reportado, cuja relação com o risco subjacente e real é mediada pela eficácia e pelos vieses inerentes ao sistema de prevenção.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Conforme destacado na literatura, a lavagem de dinheiro consiste em ocultar a origem ilícita de recursos, conferindo-lhes aparência de legalidade para que possam ser integrados à economia formal (Nikoloska & Simonovski, 2012; Fernandes & Zani, 2021).

O risco de confisco de bens originados de crimes como tráfico de drogas, de armas, de pessoas, corrupção e fraude leva os criminosos a buscarem formas alternativas de ocultar a origem dos seus fundos ilegais. Para combater essa prática, o Estado busca desenvolver mecanismos eficazes que protejam o Sistema Financeiro contra a infiltração de tais recursos.

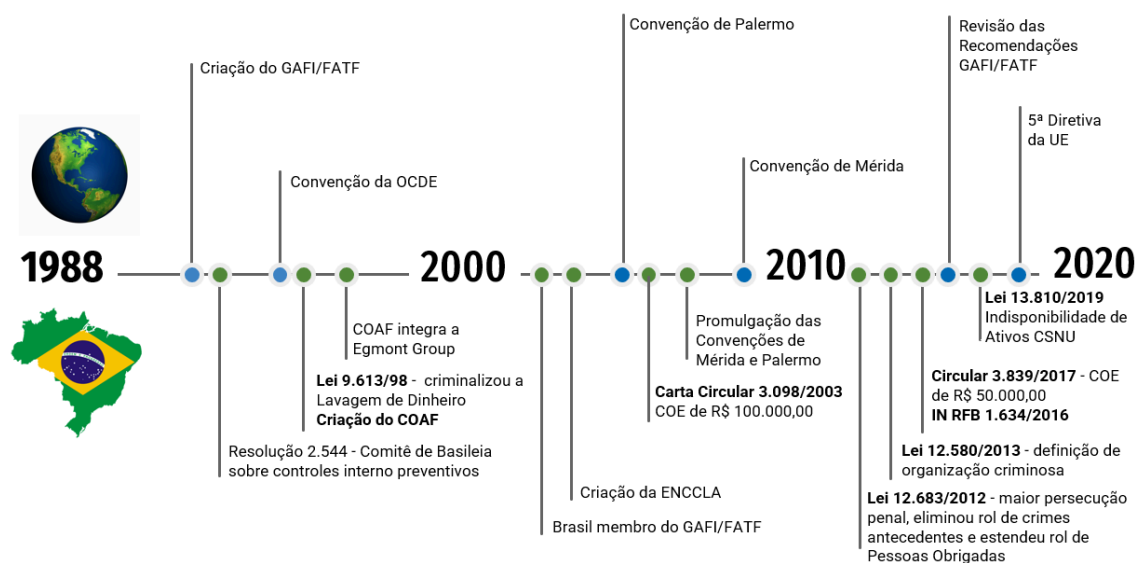
Fernandes e Zani (2021) afirmam que as instituições financeiras tradicionais são os meios mais conhecidos para a transferência de dinheiro, o que as torna alvo de maior fiscalização. Segundo os autores, devido ao receio de se tornarem instrumentos de lavagem de dinheiro, essas instituições adotam medidas preventivas para evitar tais ocorrências, dado o

risco de, caso uma investigação pelos órgãos de controle seja iniciada, perderem credibilidade no mercado ou sofrerem sanções.

Segundo Nikoloska e Simonovski (2012), os lavadores de dinheiro buscam reciclar rapidamente rendimentos criminosos, transferindo-os para contas bancárias em países onde o controle sobre transações financeiras é mais fraco. Essas atividades geralmente envolvem estrangeiros que desempenham um papel na organização criminosa. Dependendo da natureza e da extensão da atividade criminosa, os infratores criam estruturas organizacionais complexas, semelhantes às corporações internacionais, com o objetivo de maximizar os lucros. Existem também estruturas dedicadas a se infiltrar em instituições estatais, realizando atos corruptos que visam minimizar o risco de detecção e punição (Nikoloska & Simonovski, 2012).

Esse fenômeno é preocupação crescente para as instituições financeiras, que enfrentam desafios significativos na identificação e mitigação dos riscos associados a essa prática (Turki *et al.*, 2021).

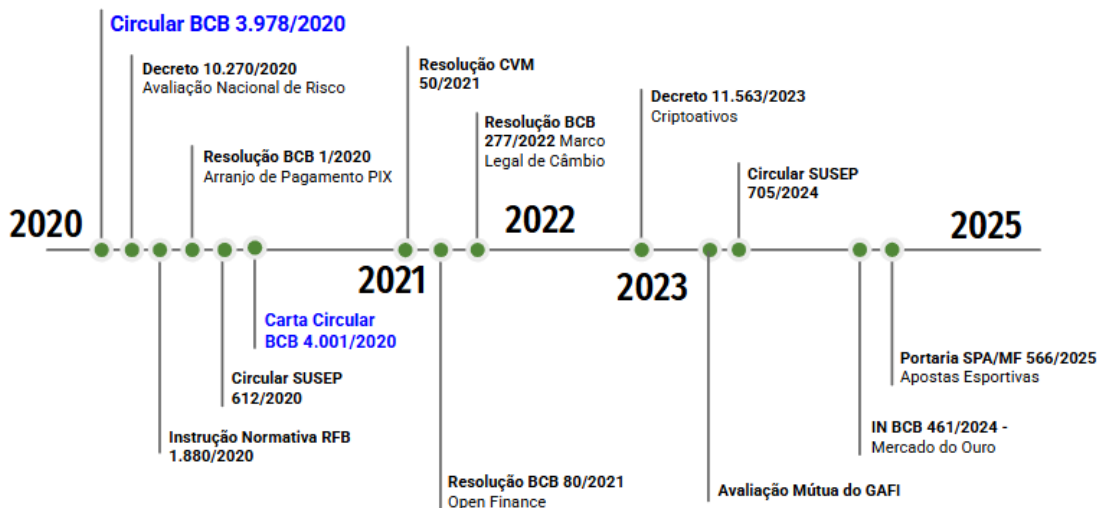
Figura 1 - Marco Regulatório de PLD de 1988 a 2020 (elaboração própria)



As Figuras 1 e 2 apresentam os marcos regulatórios da prevenção à lavagem de dinheiro no período de 1988 a 2025. A Figura 1 reúne os principais marcos ocorridos no Brasil e no contexto internacional, enquanto a Figura 2 destaca os acontecimentos mais

relevantes no cenário brasileiro. Na sequência, são detalhadas as informações que se conectam diretamente às análises desenvolvidas nesta pesquisa.

Figura 2 - Marco Regulatório de PLD de 2020 a 2025 (elaboração própria)



No Brasil, as principais regulamentações sobre Prevenção à Lavagem de Dinheiro (PLD) incluem a Lei nº 9.613/1998, que estabelece os crimes de lavagem de dinheiro e as medidas de prevenção, e a Lei nº 12.683/2012, que aprimora a legislação anterior, amplia a lista de atividades sujeitas à supervisão e estabelece obrigações mais rigorosas para instituições financeiras e não financeiras. Além disso, a Instrução Normativa da Receita Federal nº 1.634/2016 e a Resolução COAF nº 29/2020 incorporam as medidas de controle, prevenção e monitoramento no país.

A Lei nº 9.613/1998 resumiu, de forma breve e direta, o conceito de lavagem de dinheiro em seu artigo 1º, já com as alterações impostas pela Lei 12.683/2012: “Art. 1. Ocultar ou dissimular a natureza, origem, localização, disposição, movimentação ou propriedade de bens, direitos ou valores provenientes, direta ou indiretamente, de infração penal (Brasil, 1998)”.

Na Europa, berço da Lavagem de Dinheiro e de reconhecido avanço nas avaliações de risco na área (Satink *et al.*, 2023), a legislação é regida por um conjunto de diretivas e regulamentos. Entre as principais determinantes de risco elencados nas diretivas estão as características do cliente, como envolvimento com atividades de alto risco (jogos,

criptomoedas, imóveis luxuosos) ou vínculos a pessoas expostas politicamente (PEPs), bem como a complexidade de estruturas societárias, como empresas *offshore* e *trusts*.

A geografia também é um fator crítico, com atenção especial a jurisdições consideradas de alto risco, como paraísos fiscais ou países com deficiências no combate ao crime financeiro. Além disso, produtos e transações suscetíveis ao anonimato – como contas não rastreáveis, operações em espécie de grande monta ou criptoativos não regulamentados – demandam monitoramento reforçado.

O Grupo de Ação Financeira Internacional (GAFI) se estabelece como pilar fundamental na luta contra a lavagem de dinheiro, emitindo recomendações que servem de bússola para os países na formulação de políticas cada vez mais sofisticadas e eficazes. À medida que as táticas dos criminosos se tornam mais complexas, as abordagens regulatórias e operacionais se intensificam, criando um cerco cada vez mais estreito e eficaz em torno das práticas delituosas, promovendo um ambiente de segurança financeira que desafia a astúcia dos infratores (Nikoloska & Simonovski, 2012).

2.1 As Mudanças Regulatórias de 2016 a 2020 no Combate à Lavagem de Dinheiro

Em **2016**, o Brasil passou por significativas atualizações em sua estrutura de prevenção à lavagem de dinheiro (PLD), com destaque para a Resolução COAF nº 29/2016. Essa regulamentação **ampliou consideravelmente o escopo de agentes obrigados a reportar operações suspeitas**, incluindo profissionais como contadores, advogados e setores como comerciantes de joias e empresas de tecnologia financeira (*fintechs*). A medida buscou fechar lacunas antes exploradas por esquemas ilícitos, resultando em um aumento imediato no volume de Comunicações de Operações Suspeitas (COS).

Além da ampliação de sujeitos obrigados, a regulamentação refinou os critérios para identificação de atividades suspeitas. Foram estabelecidos padrões mais claros, como transações estruturadas para evitar limites de reporte e movimentações incompatíveis com o perfil do cliente. Outro avanço foi o monitoramento contínuo de Pessoas Expostas

Politicamente (PEPs), exigindo verificação na abertura de contas e rastreamento da origem de recursos em operações de alto valor.

O período também marcou o **fortalecimento dos requisitos de conformidade**. Instituições financeiras e não financeiras passaram a ser obrigadas a nomear Oficiais de *Compliance*, implementar sistemas automatizados de monitoramento e conduzir treinamentos anuais para suas equipes. Essas mudanças visavam padronizar processos e reduzir inconsistências nas comunicações ao COAF.

Outro marco foi a inclusão das corretoras de criptomoedas no escopo regulatório, por meio da Instrução Normativa RFB nº 1.634/2016. Pela primeira vez, *exchanges* foram obrigadas a adotar procedimentos de "Conheça seu Cliente" (KYC - *Know Your Clients*) e reportar transações suspeitas.

Por fim, a Lei nº 13.260/2016 atualizou a Lei de Lavagem de Dinheiro (9.613/1998), incluindo o financiamento ao terrorismo como crime autônomo e **expandindo a lista de crimes antecedentes à lavagem**. Essas alterações alinharam o Brasil às recomendações do GAFI, reforçando a capacidade do Sistema de combater ameaças modernas.

O **ano de 2020** marcou um período de significativas atualizações no marco regulatório brasileiro de Prevenção à Lavagem de Dinheiro (PLD). Essas mudanças foram impulsionadas por três fatores principais: as novas **recomendações do GAFI** (Grupo de Ação Financeira Internacional), os novos **riscos financeiros decorrentes da pandemia de COVID-19** e a necessidade de maior **transparência nas operações econômicas**. O período foi caracterizado por um esforço regulatório para modernizar os sistemas de controle e adequá-los aos desafios de um cenário econômico em transformação.

A Resolução COAF nº 30/2020 trouxe importantes atualizações à lista de alertas para operações suspeitas. Entre as principais mudanças, destacam-se a inclusão de novos padrões de transações com Pessoas Expostas Politicamente (PEPs), exigindo um monitoramento mais rigoroso de suas movimentações financeiras. Além disso, a regulamentação passou a

considerar como suspeitas operações envolvendo criptoativos que apresentassem características de anonimização ou mixagem de fundos. A resolução também ampliou a obrigatoriedade de comunicação para casos de clientes que realizassem múltiplas operações logo abaixo dos limites de reporte obrigatório, prática conhecida como "*smurfing*".

Um dos marcos mais significativos de 2020 foi a publicação da Instrução Normativa RFB nº 1.880/2020, que também estabeleceu obrigações adicionais para as *exchanges* de criptomoedas. A norma determinou que essas plataformas deveriam informar mensalmente à Receita Federal todas as operações realizadas por seus clientes, incluindo dados completos de identificação e o histórico de transações. Além disso, tornou obrigatório o reporte de operações suspeitas ao COAF, especialmente aquelas envolvendo tecnologias de privacidade que dificultam o rastreamento de criptoativos.

O Banco Central do Brasil, por meio da **Circular nº 3.978/2020**, reforçou os requisitos para os **programas de compliance das instituições financeiras**. Entre as principais inovações, destacam-se a obrigatoriedade de implementação de sistemas automatizados de monitoramento em tempo real e a exigência de revisões trimestrais das políticas internas de PLD. A circular também estabeleceu padrões mais rígidos para a capacitação continuada dos profissionais responsáveis pela prevenção à lavagem de dinheiro nas instituições reguladas.

Acrescenta-se que as alterações regulatórias de 2020 ganharam especial relevância no contexto da pandemia de COVID-19. O aumento expressivo de transações digitais e a implementação de programas de auxílio emergencial criaram desafios para a prevenção à lavagem de dinheiro. As novas regras permitiram uma atuação mais efetiva no monitoramento de operações atípicas relacionadas aos benefícios governamentais e no combate a fraudes envolvendo recursos públicos. Dados do COAF mostram **que 2020 trouxe aumento de 35% nas comunicações de operações suspeitas relacionadas a possíveis desvios de verbas emergenciais.**

As mudanças regulatórias implementadas em 2020 representaram um importante avanço no sistema brasileiro de PLD, especialmente no que diz respeito à regulação de novas tecnologias e ao combate a esquemas ilícitos em um contexto de crise sanitária. No entanto, a implementação dessas normas também trouxe desafios operacionais para as instituições obrigadas, que precisaram adaptar rapidamente seus sistemas e processos de *compliance*. O padrão de comunicações demonstra que, apesar das dificuldades, o novo marco regulatório contribuiu significativamente para aumentar a transparência do sistema e fortalecer os mecanismos de prevenção a crimes financeiros.

2.2 Embasamento Teórico

Este estudo pretende embasar-se na Teoria da Detecção de Crimes Financeiros, também conhecida como "teoria da ignorância deliberada" ou "doutrina das instruções do avestruz", que aborda a capacidade de reconhecer e lidar com atividades ilegais, como a lavagem de dinheiro, ao ignorar intencionalmente informações que poderiam revelar essas práticas.

A teoria parte do princípio de que indivíduos ou organizações podem **optar por não saber** sobre a origem ilícita de recursos com os quais estão lidando. Em outras palavras, trata-se de uma **postura consciente de evitar investigar ou questionar informações que poderiam revelar práticas ilegais**, como a lavagem de dinheiro. Essa teoria é especialmente relevante no contexto financeiro, onde a omissão intencional pode facilitar a movimentação de valores de origem criminosa sem levantar suspeitas formais (Soares, 2019).

No Brasil, essa abordagem ganhou força com a **Lei nº 12.683/2012**, que alterou a Lei de Lavagem de Capitais, ampliando a **responsabilização** de quem, mesmo sem saber formalmente da ilicitude, **deveria saber ou optou por não saber**. Isso reforça a ideia de que a **negligência deliberada pode ser interpretada como cumplicidade**.

A teoria tem raízes no sistema jurídico de países de *Common Law*, como o Reino Unido, onde foi consolidada por meio de decisões judiciais que **reconhecem a**

responsabilidade de quem se abstém de buscar informações relevantes, especialmente em transações financeiras suspeitas.

Na presente pesquisa sobre determinantes de risco da lavagem de dinheiro, essa teoria é útil por ajudar a compreender como certos **comportamentos e padrões operacionais podem sinalizar risco, mesmo quando não há uma confirmação explícita da ilicitude**.

A ausência de verificação adequada de variáveis que efetivamente se relacionam com maior risco pode refletir um comportamento negligente ou permissivo, que favorece a permanência de transações suspeitas no sistema financeiro. Essa abordagem teórica permite reconhecer que, em alguns contextos, **a falta de aprofundamento na análise de risco não é apenas uma falha técnica**, mas pode ser um indicador indireto de vulnerabilidade sistêmica (Soares, 2019). Assim, a teoria reforça a importância de identificar variáveis críticas que determinam risco de LD, contribuindo para o aprimoramento dos modelos de risco e das estratégias de prevenção à lavagem de dinheiro.

2.3 Revisão Sistemática da Literatura

Para embasar esta pesquisa, foi realizada revisão sistemática da literatura nacional e internacional sobre lavagem de dinheiro, com foco na identificação de lacunas que justificam a necessidade de aprofundamento acadêmico. O tema da avaliação de risco de lavagem de dinheiro, embora amplamente discutido em termos normativos e operacionais, ainda carece de modelos analíticos padronizados que permitam às instituições financeiras mensurar com precisão os fatores que elevam o risco de envolvimento em práticas ilícitas. Embora exista ampla literatura sobre o tema Lavagem de Dinheiro, no âmbito das instituições financeiras os estudos discutem basicamente a importância da identificação e mitigação dos riscos associados às práticas, bem como o papel destas instituições na implementação de medidas de conformidade. Esta pesquisa realizou revisão sistemática de documentos que incluem artigos acadêmicos, dissertações, relatórios de inteligência financeira e publicações institucionais nacionais e internacionais. Dos artigos localizados que mencionam mensuração

de risco de LD, foram incluídos na pesquisa os principais achados dos últimos 20 anos que foram considerados de maior relevância e que contribuirão com embasamento para a presente pesquisa.

A análise desses materiais permitiu mapear as variáveis de risco de LD, bem como verificar lacunas metodológicas e conceituais que ainda persistem na avaliação de risco. Essa etapa foi importante para fundamentar teoricamente os modelos estatísticos propostos, além de garantir que a pesquisa estivesse alinhada às práticas e desafios enfrentados pelas instituições financeiras no contexto atual de prevenção aos crimes financeiros.

Nos últimos anos, estudos como os de Turki *et al.* (2021), os de Nikoloska e Simonovski (2012), entre outros que são detalhados neste capítulo, têm sido realizados para desvendar os mecanismos de lavagem de dinheiro e as estratégias de mitigação de riscos. As pesquisas têm abordado desde a análise de dados financeiros até a avaliação de políticas públicas e regulamentações existentes (Turki *et al.*, 2021). No entanto, ainda há uma necessidade premente de desenvolver modelos que integrem essas informações de forma eficaz, permitindo uma abordagem mais robusta e sistemática no combate à LD.

A seguir, organizam-se os achados por agrupamentos temáticos de determinantes analisados (**geográficos, econômicos, operacionais**), com ênfase nos estudos utilizados na análise de resultados, culminando nos *frameworks* de referência.

Quanto aos determinantes geográficos, a literatura enfatiza a influência de fatores locais no risco de LD, como concentração em centros urbanos, regiões de fronteira e fluxos transfronteiriços. O estudo de Gaspareniene *et al.* (2022) aborda a questão da lavagem de dinheiro na União Europeia, analisando como os Estados-Membros se agrupam com base em índices de medição relacionados a essa prática. Os principais achados da pesquisa incluem a identificação de dois clusters entre os Estados-Membros da UE, onde Holanda e o Reino Unido formam grupo distinto em relação aos demais 26 países quando comparado com o número de Relatórios de Transações Suspeitas (STRs) recebidos pelas Unidades de

Inteligência Financeira (FIUs) no interstício de 2006 a 2014. A novidade do artigo reside na análise detalhada e na visualização dos dados dos STRs (no Brasil tratado como Comunicações de Operações Suspeitas), que fornece uma perspectiva sobre a situação da LD na UE e destaca a falta de uma visão abrangente a nível da UE, uma vez que as FIUs locais não disponibilizam relatórios anuais comparáveis. Sedova *et al.* (2022) realizam uma análise comparativa dos sistemas de prevenção à lavagem de dinheiro em diferentes países, especialmente no contexto das dificuldades econômicas exacerbadas pela pandemia de COVID-19. O artigo traz reflexão sobre uma dinâmica de confiança entre as autoridades governamentais e os bancos, onde se espera que os bancos desempenhem papel proativo na detecção de atividades ilícitas, utilizando seu conhecimento e relacionamento com os clientes para ajudar a prevenir a lavagem de dinheiro e outras atividades criminosas.

Além disso, os autores ressaltam a necessidade de que as informações sobre transações suspeitas sejam enviadas às agências de inteligência financeira de forma "filtrada" pelos bancos, para que possam ser utilizadas pelas autoridades policiais de maneira mais eficaz. Isto se deve ao fato de que as agências de inteligência financeira podem não ter o mesmo nível de acesso a informações detalhadas sobre cada cliente individual, dependendo da natureza das suas operações e da legislação vigente, podendo limitar sua capacidade de entender completamente o contexto das transações suspeitas (Sedova *et al.*, 2022).

A literatura aborda que os riscos de PLD do Brasil são influenciados por alguns fatores transversais. Dentre estes, destaca-se a enorme fronteira do país, com mais de 15 mil km de fronteira seca e mais de 7,3 mil km de fronteira marítima. A dificuldade de fiscalização de tamanha fronteira é intensificada por sua porosidade, agravando a vulnerabilidade da região em relação aos crimes transfronteiriços (Esoimeme, 2020). O artigo de Saxena e Kumar (2023) apresenta uma análise bibliométrica do Journal of Money Laundering Control (JMLC) entre os anos de 2010 e 2021. A pesquisa avaliou o desempenho da revista, identificando tendências emergentes na pesquisa sobre lavagem de dinheiro e controle, para fornecer direções futuras

para estudos nessa área. Entre os principais achados, destacou o crescimento das Publicações, refletindo um crescente interesse na pesquisa sobre lavagem de dinheiro e suas implicações, tendo identificado 6 clusters bibliográficos principais: Prevenção da Corrupção devido à lavagem de dinheiro, Conformidade e Regulamentação da Lavagem de Dinheiro, *Due-Diligence* do Cliente, Papel do FATF (Financial Action Task Force, GAFI) nos sistemas financeiros de países em desenvolvimento, Controle do Terrorismo, e Papel da lavagem de dinheiro nos produtos do crime organizado. O artigo não aborda diretamente as determinantes de risco de lavagem de dinheiro, mas menciona áreas de pesquisa que são relevantes para a compreensão dos riscos associados à lavagem de dinheiro, sugerindo que futuras pesquisas devem explorar mais a fundo novas abordagens como inteligência financeira e aprendizado de máquina para melhor monitoramento e due-diligence.

Segundo a literatura, a avaliação de risco de lavagem de dinheiro (LD) considera diversos fatores estatísticos e contextuais que podem ter influência, como regiões de maior risco, dados demográficos incluindo níveis de renda e educação, perfis de cliente pessoa física (PF) ou pessoa jurídica (PJ), setores econômicos, entre outros. A pesquisa de Mugarura e Ssali (2021) sugere que modelos de avaliação de risco, como a profilagem de clientes de alto risco, podem ser mais eficazes do que relatórios de atividades suspeitas na luta contra a LD. Os autores relatam que apesar da promulgação de legislações anti-ciber e de PLD, essas normas não têm sido eficazes para conter crimes transfronteiriços. O artigo apresenta uma análise que conecta crimes cibernéticos e lavagem de dinheiro, desafiando a segregação desses crimes nas discussões regulatórias locais e internacionais. Ele propõe uma abordagem integrada para a regulação, enfatizando a necessidade de um sistema coeso e colaborativo. Os autores destacam a importância de uma avaliação de risco eficaz que permita às instituições financeiras identificar e mitigar riscos associados a clientes e transações, priorizando aqueles considerados de alto risco. O artigo de Yu *et al.* (2022) discute que as determinantes de risco de lavagem de dinheiro incluem características do cliente, localização, desenvolvimento de

negócios e condições da indústria. Esses elementos são decompostos em subitens de risco específicos, permitindo uma avaliação mais abrangente e precisa do potencial de lavagem de dinheiro associado a cada cliente e transação. O artigo de Estrada (2024), publicado na revista *Mexican Law Review*, discute que as determinantes de risco de LD incluem a análise de redes familiares e empresariais dos indivíduos envolvidos, bem como a verificação de informações financeiras e patrimoniais. O autor enfatiza a importância de dados de registros civis e informações fiscais para identificar discrepâncias entre renda e despesas, o que pode indicar atividades de lavagem de dinheiro. Além disso, menciona a relevância de informações sobre transações financeiras, incluindo o uso de criptomoedas e a relação com pessoas expostas politicamente (PEP). A integração desses dados pelas entidades oficiais e não oficiais aumenta a qualidade das avaliações de determinantes de risco de LD.

O Relatório sobre os riscos de lavagem de dinheiro que afetam o setor financeiro da União Europeia (UE) de 2021 da European Banking Authority (EBA) analisa os riscos de lavagem de dinheiro (LD) que afetam o setor financeiro da UE, abordando a evolução desses riscos e as práticas de supervisão. O relatório identifica riscos que permeiam diversos setores, incluindo riscos associados a moedas virtuais, novas tecnologias (*FinTech* e *RegTech*) e o **impacto da pandemia de COVID-19**. Destaca os riscos decorrentes da divergência legislativa e das práticas de supervisão entre os Estados-Membros da UE e investiga o fenômeno do "*de-risking*", onde instituições financeiras optam por não atender certos setores ou clientes devido a riscos percebidos. O relatório discute que as determinantes de risco incluem a natureza das atividades financeiras, a qualidade dos controles internos das instituições, e a eficácia das atividades de supervisão. Além disso, menciona que a falta de dados comparáveis e a diversidade nas estruturas de supervisão dificultam a avaliação precisa dos riscos.

Em âmbito internacional, da produção oriunda de países que mais publicam sobre o tema prevenção à lavagem de dinheiro, documentos como as Diretrizes de AML do Banco Central de Omã e os relatórios da European Banking Authority (EBA) sobre riscos na União

Europeia fornecem *frameworks* comparativos que destacam a universalidade de certos fatores de risco como canais não presenciais, criptoativos e complexidade estrutural, enquanto também apontam particularidades regionais. Esses relatórios listam determinantes e evoluem em resposta a novas ameaças, como observado nas atualizações pós-pandemia e no acompanhamento de tecnologias emergentes. As Diretrizes de Omã e o relatório da EBA reforçam a tríade clássica de risco: do cliente, geográfico e de produto/serviço, com atenção especial a PEPs, jurisdições de alto risco e ativos virtuais. Cada relatório enfatiza determinantes específicos, conforme sua natureza e escopo. A ANR do BCB destaca riscos geográficos (como regiões de fronteira), setoriais (como o mercado imobiliário e de jogos) e operacionais (transações em espécie e não presenciais). A ASR complementa com focos setoriais detalhados, identificando vulnerabilidades em segmentos como agronegócio, fintechs e corretoras de criptomoedas. O RIG do COAF prioriza variáveis transacionais e comportamentais, com ênfase em operações atípicas, smurfing e uso de instrumentos de pagamento não convencionais.

Quanto aos determinantes econômicos, a literatura destaca variáveis macroeconômicas como tamanho da economia local (PIB), circulação de moeda e setores específicos como preditores de volume de COS, com ênfase em custos regulatórios e vulnerabilidades setoriais. Siqueira (2023) investiga se a introdução e circulação da cédula de R\$ 200,00, criada para o pagamento do auxílio emergencial durante a pandemia da COVID-19, impactou as atividades de inteligência financeira do COAF (Conselho de Controle de Atividades Financeiras) no combate à lavagem de dinheiro. A pesquisa utilizou o método de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO/OLS) para analisar a relação entre a circulação de cédulas de alto valor e a produção de Relatórios de Inteligência Financeira (RIF). Os resultados indicam que a circulação de cédulas de alto valor, incluindo a de R\$ 200,00, não é estatisticamente significativa para explicar as atividades do COAF relacionadas à produção de RIFs. A pesquisa propõe a utilização de RIFs como *proxy* para atividades de lavagem de dinheiro, contribuindo

para o entendimento das dinâmicas financeiras durante a pandemia. A dissertação discute que as determinantes de risco de LD incluem a quantidade de dinheiro em circulação, especialmente cédulas de alto valor, e a eficácia das ações de monitoramento e controle por parte das instituições financeiras e órgãos reguladores. Sugere que a introdução de cédulas de alto valor pode não necessariamente aumentar o risco de lavagem de dinheiro, mas destaca a importância de um sistema de monitoramento eficiente. Para Siqueira (2023), a distinção entre o mundo criminoso e o legítimo só é viável se uma atividade, um negócio, uma pessoa ou uma entidade legal puder ser claramente associada a uma das duas esferas. O autor sugere que parece uma decisão simples, mas é um empreendimento complicado, tradicionalmente realizado por instituições estatais, como promotores e tribunais.

No contexto da luta contra a LD, o julgamento sobre a legitimidade é cada vez mais transferido para instituições do setor privado, como os bancos, que, no entanto, não estão bem equipadas e qualificadas para esta tarefa (Siqueira, 2023). Borba (2017) aborda a criação de um *score* de risco para classificar transações financeiras suspeitas de lavagem de dinheiro, utilizando um modelo de regressão logística ordinal cumulativa. A pesquisa analisou uma amostra de mais de 80.000 observações e identificou seis variáveis significativas para a classificação do risco. Os achados indicam que o modelo é eficaz para identificar indícios de lavagem de dinheiro, permitindo uma melhor gestão do risco financeiro. O artigo discute que as determinantes de risco de lavagem de dinheiro incluem fatores econômicos, sociais e de segurança, que podem afetar principalmente países em desenvolvimento e mercados emergentes. O estudo enfatiza a importância de variáveis subjetivas e técnicas gráficas na seleção de covariáveis para o modelo, em vez de se basear apenas na significância estatística, o que pode levar a uma melhor compreensão dos riscos associados às transações financeiras suspeitas. O modelo utilizado na dissertação de Borba (2017) é baseado em Regressão Logística Ordinal Cumulativa. Este tipo de modelo é apropriado para situações em que a variável dependente é categórica e possui uma ordem natural, como, por exemplo, a

classificação de risco em níveis (baixo, médio, alto). A regressão logística ordinal permite modelar a probabilidade de um evento ocorrer em diferentes categorias, levando em consideração a ordem dessas categorias. No caso do estudo, a variável dependente é a classificação do risco das transações (por exemplo, baixo, médio, alto risco de lavagem de dinheiro). O modelo utiliza várias variáveis independentes (covariáveis) que podem influenciar a classificação do risco, e, no estudo, foram selecionadas variáveis que mostraram relevância na análise. As principais variáveis foram: Valor da transação (em milhares de reais); Frequência de transações (número de transações por mês); e Idade do cliente (em anos). O modelo estima as probabilidades acumuladas de uma observação pertencer a uma categoria ou a uma categoria inferior. Por exemplo, o modelo pode calcular a probabilidade de uma transação ser classificada como "alto risco" ou "médio risco". Com isso, os coeficientes estimados pelo modelo indicam a direção e a força da relação entre as variáveis independentes e a variável dependente. Um coeficiente positivo sugere que, à medida que a variável independente aumenta, a probabilidade de estar em uma categoria de risco mais alto também aumenta.

O artigo de Geiger e Wuensch (2007) examina os custos e benefícios das medidas de PLD. A pesquisa foi realizada em bancos na Suíça, Alemanha e Singapura, revelando que, embora os bancos considerem a conformidade com as regras de PLD essencial, a implementação dessas regras é onerosa e gera custos significativos. Os principais achados do artigo de Geiger e Wuensch (2007) incluem Necessidade de Revisão: Os autores argumentam que, em vez de expandir as estruturas existentes de PLD, uma revisão completa da abordagem atual é necessária para melhorar a eficácia das medidas de combate à lavagem de dinheiro. Segundo os autores Geiger e Wuensch (2007), estudo realizado mostrou que as medidas de prevenção à lavagem de dinheiro representam 45% do fardo regulatório total e 2% dos custos totais no setor bancário privado suíço. Pelo que se pode perceber do artigo, o custo da regulamentação exibe fortes economias de escala, como metralhar uma nuvem de mosquitos. Esse achado reforça a importância de desenvolver modelos de avaliação de risco mais

precisos e direcionados, capazes de identificar com maior assertividade os contextos em que o risco de lavagem de dinheiro é efetivamente elevado. Ao encontrar variáveis determinantes que expliquem com consistência a ocorrência de operações suspeitas, é possível otimizar o uso de recursos regulatórios e operacionais, concentrando esforços de monitoramento e prevenção onde o risco é real e significativo, em vez de dispersá-los de forma genérica e pouco eficaz. De acordo com a visão dos órgãos oficiais, as medidas de prevenção à lavagem de dinheiro funcionam de acordo com o seguinte princípio: primeiro, ao privar os criminosos de seus ativos ilícitos, a receita esperada de um empreendimento criminoso predicado diminui; segundo, ao impor a necessidade de lavagem de ativos, os custos de transação aumentam; e, finalmente, os esforços de PLD aumentam a probabilidade de ser detectado e condenado o infrator (Geiger & Wuensch, 2007). Embora esse mecanismo de dissuasão pareça logicamente razoável, sua eficácia e eficiência no combate ao crime predicado são duvidosas.

Segundo os autores, os custos diretos e os danos colaterais são altos, os benefícios para a redução dos crimes predicados são pequenos. O artigo se concentra no “dano colateral”, mostrando que as medidas de prevenção à LD levam a efeitos colaterais indesejados tanto para a economia quanto para a sociedade como um todo. Segundo os autores, elas podem até mesmo neutralizar um dos objetivos mais importantes do esforço, combater o crime organizado. Ainda segundo Geiger e Wuensch (2007), os criminosos poderiam utilizar-se de mecanismos que estão fora do alcance do que existe hoje em PLD, e evitar a lavagem de dinheiro completamente mantendo o dinheiro sujo no mundo do crime. Quanto maior o mundo do crime em relação ao mundo limpo, mais fácil e valiosa essa alternativa se torna. Segundo a pesquisa, o caso extremo em que o mundo inteiro é criminoso, a lavagem de dinheiro se torna desnecessária e até mesmo impossível. Com isso, o artigo de Geiger e Wuensch (2007) alerta para uma situação que pode pôr em xeque todo o mecanismo anti-lavagem de dinheiro: os criminosos podem usar um dos mecanismos de pagamento mais antigos e eficientes: compensação bilateral ou multilateral, com ou sem substituição de

contraparte. Geiger e Wuensch (2007) explicam que o sistema de compensação é a instituição mais importante para diminuir a demanda por dinheiro no sentido mais amplo e que o sistema já foi descrito e recomendado por Adam Smith para o caso de que ouro e prata devam a qualquer momento ficar aquém em um país: comprar e vender a crédito, e os diferentes negociadores compensando seus créditos uns com os outros uma vez por mês ou uma vez por ano, fornecerão dinheiro com menos inconveniência.

No mesmo estudo, Geiger e Wuensch (2007) alertam ainda que os criminosos podem usar o sistema financeiro internacional, explorando assim diferenças legais, regulatórias e outras em diferentes países. Os criminosos podem usar “instituições não obrigadas” (na terminologia do GAFI, para não enquadrados no artigo 9º da lei 9.613/98) e indivíduos privados para limpar dinheiro ilegal. Do ponto de vista do criminoso, pode ser vantajoso usar as instituições legais para lavagem de dinheiro e fundir a atividade criminosa predicada na atividade não criminosa de uma instituição não obrigada. As rotas através dos setores obrigados são menos líquidas e, portanto, mais caras e precisam de recursos substanciais (Geiger & Wuensch, 2007). Todas as alternativas exigem recursos profissionais e investimentos de longo prazo, ambiente tipicamente fornecido pelo crime organizado. Geiger e Wuensch (2007) explicam que com uma mira não assertiva é possível que as medidas de PLD promovam grandes e sofisticadas estruturas de crime organizado em vez de combatê-las.

Teichmann e Falker (2023) investigam as práticas de lavagem de dinheiro utilizando ouro, explorando as perspectivas tanto de órgãos reguladores quanto das entidades de inteligência de PLD. A pesquisa se concentra em como os criminosos adaptam suas estratégias para evitar a detecção e como os profissionais de conformidade podem melhorar suas abordagens para prevenir essas atividades ilícitas. O estudo revela que a maioria da literatura existente foca nas medidas de prevenção, enquanto este artigo oferece uma visão sobre como os lavadores de dinheiro operam. Este artigo menciona que os lavadores de dinheiro tendem a evitar o setor financeiro altamente regulamentado, optando por setores

menos controlados, como o comércio de ouro, jóias e antiguidades. Teichmann e Falker (2023) discutem que as determinantes de risco de lavagem de dinheiro incluem a natureza do setor, a facilidade de transações em dinheiro e o nível de supervisão regulatória. O artigo de Oliveira *et al.* (2017) aborda como o sistema de autorregulação regulada, incentivado pelo *compliance*, pode resultar na captura das agências reguladoras. Os autores argumentam que essa captura compromete a eficácia das ações de prevenção e combate à lavagem de dinheiro. A pesquisa analisa a estrutura do sistema de prevenção, destacando a dependência dos reguladores em relação aos regulados, o que gera ineficácia das medidas adotadas. Além disso, ainda no artigo de Oliveira *et al.* (2017), são discutidos no artigo os principais obstáculos enfrentados, como a falta de estrutura dos órgãos de controle, a legislação que favorece a assimetria de informações e a necessidade de evolução tecnológica para mitigação de riscos. Os autores afirmam que os reguladores são dependentes dos regulados, o que torna o sistema ineficaz, gerando a captura dos reguladores (Oliveira *et al.*, 2017). Essa dependência pode ser vista como um determinante de risco, pois sugere que as instituições financeiras podem não estar sendo adequadamente supervisionadas, o que aumenta a probabilidade de práticas de lavagem de dinheiro. Além disso, o artigo menciona que a legislação que já privilegia e mantém a assimetria de informações contribui para a vulnerabilidade das instituições financeiras. Essa assimetria pode dificultar a identificação de atividades suspeitas, aumentando o risco de lavagem de dinheiro. O artigo de Korystin *et al.* (2020) examina as abordagens científicas para a avaliação da lavagem de dinheiro, com foco nas implicações macroeconômicas desse fenômeno e em como ele afeta a economia da Ucrânia. Os autores propõem um método de análise que investiga a relação entre o nível de lavagem de dinheiro e a vulnerabilidade dos setores econômicos, além da prevalência de outros fenômenos socioeconômicos negativos. Utilizando análise estatística, incluindo coeficientes de correlação de Pearson e Kendall, Korystin *et al.* (2020) verificam a presença de interconexões e determinam os fatores de risco associados à lavagem de dinheiro. A publicação aborda diretamente a avaliação de riscos de

lavagem de dinheiro ao identificar e analisar determinantes de risco em setores econômicos específicos. Os autores fundamentam diretrizes para políticas estatais futuras no combate à lavagem de dinheiro, destacando a importância de monitorar transações financeiras em setores com maior risco.

Em relação às determinantes de risco de lavagem de dinheiro no Brasil, o artigo de Soares (2019) sugere que a falta de fiscalização eficaz, a corrupção, a complexidade das operações financeiras e a vulnerabilidade de certos setores econômicos são fatores que facilitam a prática de crimes financeiros. A combinação desses elementos cria um ambiente propício para a lavagem de dinheiro, tornando essencial a aplicação rigorosa da Teoria da Cegueira Deliberada para responsabilizar aqueles que, mesmo sem conhecimento direto, se beneficiam de atividades ilícitas (Soares, 2019).

A Avaliação Nacional de Riscos (ANR), do Banco Central do Brasil (2021), representa um marco significativo na identificação e mitigação das ameaças e vulnerabilidades relacionadas à lavagem de dinheiro (LD) no Brasil. Baseada na metodologia do Grupo de Ação Financeira Internacional (GAFI), a ANR inclui conceitos fundamentais, processos, ferramentas, questionários e métricas para a consolidação das informações. Através da definição de cinco macroprocessos, a ANR orienta a análise das capacidades de prevenção e combate a esses crimes, permitindo que o Brasil desenvolva medidas proporcionais e adequadas para enfrentar os riscos identificados. Essa abordagem sistemática fortalece a governança no combate à LD e promove uma maior integração entre as diversas entidades envolvidas na prevenção desses delitos.

Por outro lado, o Banco Central do Brasil (2023), em sua Avaliação Setorial de Riscos (ASR), foca na análise dos riscos de lavagem de dinheiro em setores específicos da economia, complementando a visão abrangente da ANR. O processo da ASR envolve etapas detalhadas, como planejamento, elaboração, apresentação e análise dos resultados, com o intuito de identificar vulnerabilidades e propor medidas de mitigação eficazes. A ASR permite uma

compreensão mais aprofundada dos riscos associados a produtos e serviços financeiros, possibilitando que as Entidades Supervisionadas (ES) ajustem suas estratégias de prevenção de acordo com as particularidades de cada setor. Além disso, a ASR contribui para a construção de um ambiente financeiro mais seguro, ao fornecer informações valiosas que orientam a atuação do Banco Central e demais instituições na luta contra a LD.

Além da literatura acadêmica, os relatórios e diretrizes emitidos por autoridades nacionais e internacionais desempenham papel importante na identificação e estruturação das variáveis determinantes do risco de lavagem de dinheiro. No Brasil, destaca-se a Avaliação Nacional de Riscos (ANR), publicada periodicamente pelo Banco Central, que oferece um diagnóstico abrangente das ameaças e vulnerabilidades do sistema financeiro nacional, seguindo a metodologia do GAFI. Complementarmente, a Avaliação Setorial de Riscos (ASR), também do Banco Central, analisa riscos específicos por setor econômico, detalhando como características setoriais e operacionais podem influenciar a exposição a atividades ilícitas. Já os relatórios anuais do COAF, como o Relatório de Inteligência e Gestão (RIG), trazem dados empíricos sobre o volume e a natureza das Comunicações de Operações Suspeitas (COS), permitindo correlacionar variáveis macroeconômicas e geográficas com a ocorrência de operações atípicas.

Quanto aos determinantes operacionais, os estudos priorizam fatores relacionados a clientes, tecnologias, conformidade e detecção, com ênfase em *due diligence*, automação e colaboração institucional para mitigar transações atípicas. O artigo de Nikoloska e Simonovski (2012) trata da função dos bancos na prevenção da lavagem de dinheiro dentro do sistema financeiro da Macedônia. O artigo destaca a importância de um sistema forte de prevenção à lavagem de dinheiro, que inclui a identificação de transações suspeitas e a cooperação com as autoridades de aplicação da lei. Segundo os autores, a colaboração entre bancos e unidades de inteligência financeira é essencial para a identificação e análise de transações suspeitas. Segundo os autores, as variáveis determinantes mais relevantes para a prevenção à lavagem

de dinheiro são obtidas por meio da diligência devida (due diligence) do cliente. Eles enfatizam que a capacidade dos bancos de conhecer e entender seus clientes, incluindo a verificação da identidade, a origem dos fundos e a natureza das transações, é de suma importância para identificar e mitigar riscos associados à lavagem de dinheiro. Em seu artigo sobre tecnologia regulatória (*RegTech*) e prevenção à lavagem de dinheiro, Turki *et al.* (2021) sinalizam que a capacidade de combater a lavagem de dinheiro efetivamente continua desafiada por uma variedade de fatores, e estes incluem a introdução de ameaças novas e emergentes (por exemplo, crimes financeiros relacionados a cibernéticos), lacunas nos regimes regulamentares, incluindo a disponibilidade desigual de assistência técnica para fins de combate à lavagem de dinheiro, e os custos associados ao cumprimento, por parte dos bancos, das orientações globais de combate aos crimes financeiros. A tecnologia tem avançado rapidamente e com ela criminosos e bancos vêm tirando o máximo proveito para diferentes propósitos. A pesquisa de Turki *et al.* (2021) elucida como os bancos, que lutam contra a lavagem de dinheiro por anos, usam vários métodos e tecnologias para cumprir com suas obrigações.

Os autores trouxeram explicações sobre a fusão dos termos “finanças” e “tecnologia” para criar o termo tecnologia financeira “*FinTech*”, que significa a combinação de inovação e tecnologia para fornecer produtos e serviços financeiros, sendo subconjunto que é reconhecido como tecnologia regulatória “*RegTech*”, elemento tecnológico fundamental na identificação de riscos para prevenção à lavagem de dinheiro. Segundo Turki *et al.* (2021), os bancos demonstraram grande interesse em usar novas tecnologias, pois agem proativamente em vez de esperar para ver a abordagem em seu esforço para combater a lavagem de dinheiro. Os reguladores também apoiam a tecnologia avançada como um mecanismo eficaz para responder a problemas evolutivos de LD. Segundo os autores, cumprir as regras antilavagem, monitorar transações de clientes, integração de clientes e conhecer seu cliente é um processo muito caro, complicado e demorado. Ainda em relação ao KYC, deficientemente maior importância é atribuída à vinculação com fontes governamentais de informação, bem como à

automação, e menor importância às lacunas relacionadas à coleta manual de dados (Turki *et al.*, 2021). Para os autores Fernandes e Zani (2021), o processo de armazenar informações dos clientes, chamado de *know your customer/client* (conhecido pela sigla KYC, “conheça seu cliente” em português) é uma das atividades mais difíceis de serem realizadas *online*: certificar-se de que a pessoa do outro lado da rede é realmente quem ela diz ser. Os autores enfatizam que esta dificuldade deriva de um problema de design da própria internet, que consegue facilmente identificar o endereço das máquinas que estão ligadas a ela, mas não a identidade das pessoas que estão por trás destas máquinas.

Esse princípio expressa a necessidade de as instituições financeiras determinarem a verdadeira identidade de seus clientes e implementarem mecanismos para verificar a boa-fé deles, configurando-se como uma linha mestra da política de aceitação de clientes de uma instituição (Fernandes & Zani, 2021). Para fins de contextualização, o procedimento de *Know Your Customer* (KYC) configura-se como uma das principais obrigações previstas na Lei nº 9.613/1998, ao estabelecer que as pessoas por ela alcançadas devem proceder à identificação de seus clientes e manter seus cadastros devidamente atualizados, em conformidade com as orientações expedidas pelas autoridades competentes (Brasil, 1998).

O artigo de Lokanan (2019) aborda a aplicação de técnicas de mineração de dados e análise estatística na detecção de transações suspeitas de lavagem de dinheiro. O autor discute a importância da seleção de dados, preparação e avaliação para garantir que os analistas possam identificar padrões relevantes que ajudem na conformidade com as normas de combate à lavagem de dinheiro (PLD). Lokanan (2019) enfatizou que a seleção de dados deve ser um processo iterativo, onde novos padrões e objetivos de negócios são continuamente identificados e integrados na análise, baseado em estudos de caso e exemplos práticos que demonstram como a aplicação de técnicas de mineração de dados levou a descobertas significativas em investigações de lavagem de dinheiro. O autor comparou a abordagem estatística com métodos de aprendizado de máquina, discutindo as vantagens e

desvantagens de cada um. Ele argumentou que, embora ambos os métodos tenham seu valor, a abordagem estatística tem uma base teórica sólida e foi testada em várias situações, o que a torna confiável. O estudo argumenta que as técnicas estatísticas podem ser utilizadas para quantificar o risco associado a diferentes transações e perfis de clientes. Isso pode incluir a aplicação de modelos estatísticos que ajudam a prever a probabilidade de atividades suspeitas, permitindo uma abordagem mais proativa na gestão de riscos.

A pesquisa de Lokanan (2019) sinaliza ainda que a mineração de dados pode ajudar a identificar padrões de comportamento que são determinantes de lavagem de dinheiro, permitindo que as instituições financeiras e os reguladores avaliem o risco associado a transações específicas ou a perfis de clientes. Lokanan (2019) destaca a importância de entender o contexto em que as transações ocorrem: a avaliação de risco não deve se basear apenas em dados quantitativos, mas também considerar fatores qualitativos que podem influenciar a probabilidade de lavagem de dinheiro. Isso inclui a análise do setor, localização geográfica e histórico do cliente. A pesquisa sugere que a avaliação de risco deve ser um processo contínuo e iterativo, onde à medida que novos dados são coletados e analisados, as instituições revisam e ajustam suas avaliações de risco para refletir as mudanças nas circunstâncias e nos padrões de comportamento.

Serban et al. (2023) investigaram a identificação de transações financeiras suspeitas e a minimização de riscos associados à LD, com foco na implementação de algoritmos de otimização para melhorar a eficiência dos sistemas de *Anti-Money Laundering* (PLD). A inovação do artigo de Serban et al. (2023) é a introdução de um algoritmo de otimização específico (*Archer Optimization Algorithm*) que visa eliminar soluções improváveis e reduzir a área de busca em listas de sanções (listas restritivas), melhorando assim a eficiência na identificação de clientes suspeitos. A pesquisa propõe o uso de algoritmos como o Gray Wolf e o Bat, para reduzir significativamente o número de verificações necessárias ao comparar clientes com listas de sanções. A aplicação de critérios específicos, como a comparação de

vetores de letras e a utilização do algoritmo Jaro-Winkler para calcular similaridades, resultou em uma redução do número de verificações de milhões para centenas. O estudo identificou 47 clientes como suspeitos e 13 como terroristas com base em critérios de similaridade. O artigo de Suxberger e Pasiani (2017) aborda a importância da inteligência financeira na prevenção e combate à lavagem de dinheiro e crimes relacionados. Os autores discutem os arranjos institucionais, a comunicação de operações suspeitas e o controle penal, enfatizando a necessidade de uma abordagem integrada entre as autoridades competentes, como o COAF e o Ministério Público brasileiro. Os autores apontam um *déficit* de informação nas autoridades investigativas, o que dificulta a persecução penal de crimes de lavagem de dinheiro. A novidade trazida pelo artigo é a proposta de um modelo mais eficaz de colaboração entre as instituições financeiras e as autoridades de persecução penal, sugerindo que a comunicação de operações suspeitas deve ser mais proativa e sistemática por meio da criação de um sistema mais estruturado, podendo envolver a padronização de procedimentos e protocolos que facilitem a identificação e o reporte de transações que não se encaixam no perfil esperado do cliente ou que apresentam características incomuns. A sistematização ajudaria a garantir que informações relevantes sejam compartilhadas de maneira consistente e eficiente (Suxberger & Pasiani, 2017).

Outro artigo que trata do risco de LD é o de Yu *et al.* (2022). O artigo aborda a lavagem de dinheiro em instituições financeiras utilizando redes neurais gráficas, com foco na construção de um modelo de controle de risco que analisa características de clientes e transações. A pesquisa destaca a importância de integrar dados de várias fontes, como sistemas de transações bancárias, relatórios de crédito e investigações de autoridades competentes, para identificar clientes de risco. O artigo de Salazar *et al.* (2021) propõe um modelo abrangente que utiliza técnicas de aprendizado de máquina, especificamente redes neurais, para detectar transações suspeitas relacionadas à lavagem de dinheiro. O estudo melhora a análise de comportamento dos clientes ao incluir variáveis não transacionais, o que

pode ajudar a identificar padrões de risco mais complexos e a refinar os sistemas de alerta em instituições financeiras, incluindo abordagem de comparação entre grupos e autoavaliação. Os autores mencionam que a metodologia proposta utiliza um indicador de anormalidade baseado na variância das variáveis para aprimorar a comparação entre grupos já presente no processo de agrupamento.

Essa abordagem visa refinar a detecção de transações suspeitas, permitindo uma análise mais completa do comportamento dos clientes e melhorando a eficácia dos sistemas de alerta em instituições financeiras (Salazar *et al.*, 2021). Além disso, a inclusão de características não transacionais ajuda a obter um conjunto de variáveis que podem ser classificadas em categorias como inerentes, de produto, transacionais e geográficas, o que contribui para uma análise comportamental mais detalhada. (Salazar *et al.*, 2021).

O artigo de Haffke *et al.* (2021) se baseou na avaliação de riscos de lavagem de dinheiro (LD) realizada por Oficiais de Relato de Lavagem de Dinheiro (MLROs) na Alemanha, com foco na identificação de vieses cognitivos, especificamente o efeito denominado “melhor que a média” (BTA). A pesquisa de Haffke *et al.* (2021) investiga se os MLROs são capazes de avaliar corretamente os riscos de LD em diferentes indústrias em comparação com as avaliações de risco nacional (NRA). Os principais achados da pesquisa indicam que os MLROs tendem a subestimar os riscos de suas próprias empresas em relação a outras, demonstrando um viés de autoavaliação que pode comprometer a eficácia do sistema de PLD. Além disso, a pesquisa revela que essa tendência é mais pronunciada em setores não financeiros, onde as avaliações de risco podem ser inadequadas. A novidade que o artigo traz é a evidência empírica do efeito BTA entre MLROs na Alemanha, destacando a importância de conscientizar esses profissionais sobre seus próprios vieses na avaliação de riscos, para melhorar a eficácia das políticas de PLD e garantir que as medidas de mitigação de riscos sejam baseadas em avaliações mais precisas e objetivas.

O artigo de Ogbeide *et al.* (2023) aborda a vulnerabilidade das instituições financeiras em relação ao risco de lavagem de dinheiro, enfatizando a importância de uma avaliação de risco mais precisa e fundamentada. O artigo critica a abordagem tradicional de "*checklist*" que muitos especialistas utilizam, sugerindo que essa prática pode levar a erros de julgamento devido a vieses cognitivos, como a superconfiança. Os autores exploram a necessidade de um framework de avaliação de risco que considere determinantes de risco, como fatores de risco do cliente, geográficos e de transação, para melhorar a eficácia das medidas de combate à lavagem de dinheiro. A pesquisa sugere que um mecanismo de *feedback* pode ser importante para mitigar esses vieses e aprimorar a precisão dos julgamentos dos especialistas na área. Ogbeide (2024) aborda a avaliação interna de risco de lavagem de dinheiro (AIR), com ênfase nas percepções dos especialistas sobre os determinantes de risco. A pesquisa explora como o julgamento de especialistas pode influenciar a avaliação e a mitigação de riscos associados à lavagem de dinheiro. Os principais achados indicam que as percepções dos especialistas são fundamentais para entender e avaliar os riscos, e que a estrutura teórica utilizada no estudo fornece uma base sólida para futuras investigações. O artigo de Linhares e Oliveira (2016) aborda a lavagem de dinheiro como um problema global que afeta a ordem socioeconômica e a integridade do sistema financeiro. Um dos achados mais importantes do artigo relacionado à avaliação de riscos de lavagem de dinheiro é a necessidade de as instituições financeiras identificarem e avaliarem os riscos associados ao desenvolvimento de novos produtos e serviços. Os autores enfatizam que essa avaliação deve ocorrer antes do lançamento de novos produtos, e que medidas devem ser adotadas para mitigar os riscos identificados. Além disso, mencionam a importância de manter registros detalhados de todas as operações financeiras e de monitorar transações suspeitas, conforme estipulado pela Circular n.º 3.461/2009 e recomendações do GAFI.

O artigo de Helgesson e Mörth (2016) investiga os desafios enfrentados por advogados suecos em relação às obrigações de conformidade com as regulamentações de prevenção à

lavagem de dinheiro, discute a necessidade de um equilíbrio entre a proteção do cliente e as obrigações legais, considerando a tensão entre o privilégio do cliente e as responsabilidades de reporte. Os autores discutem que as determinantes de risco de lavagem de dinheiro incluem a natureza das transações, o sigilo da relação entre advogados e clientes, e a falta de clareza nas obrigações de reporte. Os advogados muitas vezes se sentem pressionados a proteger a confidencialidade do cliente, o que pode levar a uma subavaliação dos riscos associados a atividades suspeitas (Helgesson & Mörth, 2016). Este artigo contribui para a pesquisa com o insight de que a confidencialidade de transações e relações de negócio aumenta o risco de LD. Soares (2019) analisa a Teoria da Cegueira Deliberada no contexto da lavagem de dinheiro, destacando sua importância como um instrumento da dogmática penal para a repressão a crimes econômicos no Brasil. A pesquisa aborda a evolução histórica e legal da teoria, sua aplicação na jurisprudência e os impactos das práticas de lavagem de dinheiro na economia e na credibilidade das instituições. A Teoria é entendida como uma forma de dolo indireto, onde o agente, ao ignorar a origem ilícita dos bens, assume o risco de violação das normas legais. O artigo enfatiza que a aplicação dessa teoria é relevante para combater a lavagem de dinheiro, uma vez que os envolvidos tendem a agir de forma indiferente ao conhecimento da origem criminosa dos valores.

A pesquisa de Mehmet e Wijesekera (2013) propõe um modelo de risco para LD que atribui um valor de *rating* a transações que podem fazer parte de uma cadeia maior de transações associadas a esquemas de lavagem de dinheiro. Utilizando análise de redes sociais, os autores conectam *links* ausentes em sequências de transações potenciais. O modelo de risco é validado com dados de cenários realistas e é integrado ao Money Laundering Evolution Detection Framework (MLEDF), *framework* de natureza acadêmica e conceitual desenvolvido no âmbito da literatura internacional sobre PLD/FT, com o propósito de analisar a evolução adaptativa das práticas de lavagem de dinheiro. O MLEDF utiliza técnicas de correspondência de sequência, análise de casos, análise de redes sociais e processamento

de eventos complexos para rastrear trilhas de transações fraudulentas. A pesquisa aborda a avaliação de riscos de lavagem de dinheiro, incluindo a verificação de determinantes de risco, ao considerar tanto fatores estáticos quanto dinâmicos na modelagem de risco. A pesquisa explica o funcionamento do MLEDF, estrutura proposta para detectar e analisar esquemas de lavagem de dinheiro desenvolvida por pesquisadores da George Mason University nos Estados Unidos. O MLEDF combina várias técnicas analíticas para identificar e rastrear transações fraudulentas, mesmo quando algumas evidências estão ausentes. O estudo demonstra que o MLEDF amplia a capacidade de detecção de esquemas de lavagem de dinheiro ao integrar algoritmos de reconhecimento de padrões, análise de redes sociais e processamento de eventos complexos, permitindo identificar relações ocultas e cadeias transacionais não evidentes. Como resultado, o *framework* viabiliza uma avaliação de risco dinâmica e mais precisa, ajustada à evolução contínua das tipologias de lavagem de dinheiro.

A pesquisa de Deprez *et al.* (2024) é uma revisão sistemática da literatura em que foram analisados 97 estudos, tendo sido propostos uma taxonomia das abordagens e um *framework* experimental para avaliar a eficácia dos métodos de Network Analytics (NA). Os autores abordam a crescente utilização de análises de redes no combate à lavagem de dinheiro e destacam a importância de entender as interconexões entre as partes envolvidas em atividades de lavagem de dinheiro, o que pode ajudar na identificação de padrões e na detecção de transações suspeitas. O estudo também discute a eficácia de diferentes métodos de aprendizado de máquina aplicados à detecção de atividades ilícitas, contribuindo para uma melhor compreensão das práticas de PLD e a necessidade de abordagens mais elaboradas na identificação de riscos.

Já a pesquisa de Lopes de Paula (2016), investiga o uso de técnicas de mineração de dados para detectar empresas exportadoras brasileiras suspeitas de realizar exportações fictícias, que estão ligadas ao crime de lavagem de dinheiro. Os principais resultados da pesquisa envolvem o desenvolvimento de um modelo preditivo utilizando algoritmos de

aprendizagem de máquina para classificar empresas suspeitas de lavagem de dinheiro, bem como a identificação de padrões de relacionamento entre atributos econômicos, mercantis, tributários e sociais das empresas, permitindo a detecção de anomalias. A pesquisa discute que as determinantes do risco de lavagem de dinheiro estão relacionadas a fatores como a natureza das transações comerciais, a estrutura das empresas, e a análise de dados fiscais e econômicos. Uma das variáveis avaliadas mundialmente pelos bancos refere-se ao monitoramento de clientes com maior probabilidade de serem usados como Money-Mules por redes e organizações criminosas. Estudo realizado por Esoimeme (2020) sugere que os recursos devem ser mais focados nos idosos, mulheres, e aqueles que perderam o cônjuge.

De acordo com a Agência da União Europeia para a Aplicação da Lei Cooperação (EUROPOL), Recém-chegados ao país (frequentemente visados logo após a chegada) e desempregados pessoas, estudantes e aqueles em dificuldades econômicas são alvos prováveis para esquemas de Money-Mules. Além disso, na lista estão pessoas com menos de 35 anos. Relatório do Better Business Bureau (BBB) revelou que, em 2018, até 30% das vítimas de golpes românticos foram utilizadas como "money-mules" (Esoimeme, 2020).

O Relatório de Inteligência Financeira “Avaliação de Risco de Finanças Ilícitas de Tokens Não Fungíveis” foi publicado pelo Departamento do Tesouro dos Estados Unidos em 2024 e examina os riscos associados ao uso de tokens não fungíveis (NFTs) em atividades de LD, analisando como criminosos e grupos terroristas podem explorar NFTs para transferir e ocultar fundos ilícitos. Os NFTs são ativos digitais únicos que representam a propriedade de um item específico ou conteúdo em uma blockchain, ou seja, são certificados de propriedade que não podem ser substituídos ou compartilhados. O Relatório detalha as vulnerabilidades específicas das plataformas de NFT em relação à LD, além de destacar a adaptação de grupos criminosos e terroristas ao uso de novas tecnologias. Além disso, o Relatório menciona que a dependência de instituições financeiras que podem não estar em conformidade com as obrigações de PLD também é determinante de risco significativo.

Na pesquisa de Beebeejaun e Mahadew (2024), os autores analisam as legislações de combate à lavagem de dinheiro (PLD) em relação aos ativos virtuais em três países: Ilhas Maurício, Japão e África do Sul. O artigo aponta como determinantes de risco as características dos ativos virtuais, como sua natureza intangível e a facilidade de transações anônimas, o que os tornam vulneráveis a crimes financeiros.

Menyhei (2022) analisa a implementação do Registro de Proprietário Beneficiário (BOR) na Hungria, com foco nas fundações de gestão de ativos, trusts e trusts híbridos, bem como suas implicações para a privacidade e a conformidade legal. O BOR Act exige que as fundações e trusts divulguem informações sobre seus proprietários beneficiários (beneficiários finais), aumentando a transparência, com a consequente redução da privacidade dos integrantes. Segundo o artigo de Menyhei (2022), as fundações de gestão de ativos (AMF) são consideradas um tipo especial de fundação e, portanto, estão sujeitas às mesmas regras de divulgação que as empresas. A implementação do BOR permite um acesso mais rápido às informações sobre os proprietários beneficiários, embora a privacidade dos beneficiários de trusts ainda seja parcialmente protegida, exigindo que os solicitantes demonstrem um interesse legítimo para acessar essas informações (Menyhei, 2022).

A revisão sistemática culmina nos *frameworks* de referência que sintetizam os determinantes identificados, fornecendo bases regulatórias para a avaliação de risco. “Traduzindo uma Abordagem de Due Diligence Baseada em Risco”, da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico - OECD (2022), é uma nota de fundo sobre desenvolvimentos regulatórios relacionados à due diligence para a conduta empresarial responsável, cujo foco principal é a necessidade de as empresas demonstrarem diligência adequada por meio de divulgação pública e relatórios a autoridades supervisoras, com ênfase em processos de priorização e engajamento das partes interessadas. A OCDE é um fórum de países que visa promover padrões internacionais em áreas como Economia, Finanças,

Comércio, Sociedade e Ambiente, criada em 1960, com sede em Paris, com cerca de 30 países membros e mais de 70 não-membros.

O Relatório OCDE 2022 aponta determinantes de risco associados à lavagem de dinheiro, como a estrutura de propriedade das empresas, a localização geográfica e a natureza das transações: Fatores de risco do cliente, como estruturas de propriedade complexas e empresas que operam em circunstâncias incomuns; Fatores de risco geográfico, como países com sistemas inadequados de combate à lavagem de dinheiro; e Fatores de risco relacionados a produtos e serviços, como transações anônimas e relacionamentos comerciais não presenciais.

O Guia “Diretrizes de AML (Anti-Money Laundering) 2021”, do CFT Department CMA & CBO do Banco Central de Oman, aborda as diretrizes e regulamentações para a prevenção da lavagem de dinheiro para instituições financeiras (IFs). O documento enfatiza a necessidade de uma abordagem baseada em risco, onde as instituições financeiras devem adaptar suas políticas e procedimentos de acordo com o perfil de risco de seus clientes e transações, promovendo uma maior eficácia na detecção e prevenção de atividades de lavagem de dinheiro. O documento discute determinantes de risco de LD, incluindo: Risco do Cliente: Avaliação do perfil do cliente, incluindo sua origem, atividades e histórico financeiro; Risco do Produto/Serviço: Análise dos produtos e serviços oferecidos, que podem ser mais suscetíveis a abusos; Risco Geográfico: Consideração de países ou regiões com grande incidência de atividades de lavagem de dinheiro; e Canal de Entrega: Avaliação dos métodos utilizados para a prestação de serviços financeiros, que podem influenciar o risco de lavagem de dinheiro.

A Carta Circular nº 4.001: o Framework de Avaliação de Riscos do Banco Central integra esses elementos, exigindo que as IFs realizem AIR com foco em COS e mitigação setorial, alinhando-se à ANR e ASR para uma abordagem proporcional e baseada em evidências.

Assim, a **integração entre a produção acadêmica e a base normativo-institucional** enriquece a análise teórica, oferece parâmetros para a validação de modelos e reforça a necessidade de uma abordagem dinâmica e baseada em evidências para a avaliação de riscos. A lista de relatórios verificados consta na Tabela do **Apêndice 2**.

2.4 Lacunas identificadas na Bibliografia

Apesar da crescente necessidade de uma abordagem baseada em riscos na prevenção à lavagem de dinheiro, a literatura existente apresenta lacunas significativas. Um dos principais pontos a ser destacado é a **escassez de estudos que demonstrem mensuração padrão e consistente para a determinação do risco de LD**. Embora diversos autores tenham discutido a importância de uma avaliação de risco bem elaborada, poucos se aprofundaram na criação de modelos que integrem variáveis e indicadores de forma a estabelecer um padrão confiável.

2.5 A Carta Circular nº 4.001: o *Framework* de Avaliação de Riscos do Banco Central

O Banco Central do Brasil (BCB), na qualidade de principal regulador do Sistema Financeiro Nacional, estabelece os parâmetros obrigatórios para a constituição da Avaliação Interna de Riscos (AIR) pelas instituições sob sua supervisão. O instrumento normativo central que rege essa matéria é a Carta Circular nº 4.001, de 29 de setembro de 2020, que "dispõe sobre os procedimentos a serem observados pelas instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil para a elaboração e a implementação de sua Avaliação de Riscos de Lavagem de Dinheiro ou Ocultação de Bens, Direitos e Valores e de Financiamento do Terrorismo" (Banco Central do Brasil, 2020, p. 1). Esta circular operacionaliza os preceitos da Resolução BCB nº 3.978/2020, **detalhando os fatores de risco que devem ser considerados**.

Conforme diretrizes do BCB (2020), a avaliação de riscos deve ser estruturada a partir de três dimensões principais:

- a) **Risco do Cliente**: Inclui fatores como a natureza da atividade econômica exercida pelo cliente, sua complexidade e exposição a atividades ilícitas; a origem dos recursos; a

complexidade da estrutura societária; e a condição de Pessoa Exposta Politicamente (itens 4.2.1.1 a 4.2.1.5).

- b) **Risco Geográfico:** Abrange a avaliação de países ou jurisdições com regimes inadequados de prevenção e a localização em áreas de fronteira (itens 4.2.2.1 e 4.2.2.2).
- c) **Risco de Produtos, Serviços, Operações e Canais de Distribuição:** Considera elementos como produtos ou serviços que permitam o anonimato; a realização de operações em espécie; e a utilização de canais de distribuição não presenciais (itens 4.2.3.1 a 4.2.3.4).

O regulador enfatiza uma abordagem baseada em risco, onde a profundidade dos controles é proporcional à severidade dos riscos identificados. A presente pesquisa dialoga diretamente com esse *framework* ao **testar empiricamente a correlação de alguns desses fatores relacionando com o sistema de inteligência financeira**, representado pelo volume de Comunicações de Operações Suspeitas (COS).

Assim, **este estudo não pretende invalidar o arcabouço do BCB**, mas oferecer uma validação empírica que pode contribuir para o seu refinamento contínuo, indicando quais fatores, dentro da ampla lista sugerida, demonstram maior poder preditivo no contexto econômico-financeiro brasileiro.

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A pesquisa apresenta uma revisão bibliográfica de estudos publicados nos últimos 20 anos, com foco na temática da avaliação do risco de lavagem de dinheiro. Para conduzir a **análise cientométrica**, definiu-se a questão central de investigação e estabeleceu-se o escopo da pesquisa, delimitado pelo tema “variáveis determinantes do risco de lavagem de dinheiro”. Em seguida, procedeu-se à coleta de dados nas bases bibliográficas *Web of Science* e *Google Scholar*, utilizando palavras-chave relevantes para garantir a identificação de estudos relevantes sobre o tema. Definiu-se como *string* de pesquisa os termos “*money laundering*”

prevention” (em inglês) e “prevenção à lavagem de dinheiro” (em português). A busca foi realizada em 01/09/2024 na base *Web of Science*, que registrou um crescimento significativo no número de citações sobre o tema nos últimos 20 anos, atingindo 1.137 citações no período. A aplicação da mesma *string* de pesquisa no *Google Scholar* retornou 3.083 resultados, considerando apenas artigos científicos.

Após a etapa de coleta, os dados foram analisados com base em métricas cientométricas capazes de quantificar publicações, mensurar o impacto das citações e mapear redes de colaboração entre pesquisadores. Do total de 4.220 resultados obtidos, 1.178 atenderam ao critério de busca. Para cada um, foi calculada a força total dos *links* de coocorrência com as palavras-chave, possibilitando a identificação dos principais núcleos temáticos e suas inter-relações.

Após a aplicação do filtro “Avaliação do risco de Lavagem de Dinheiro”, foram identificados 138 artigos que se relacionam, de alguma forma, com o tema central da pesquisa.

Na sequência, realizou-se uma nova filtragem, agora por meio de leitura exploratória, com foco no tema “Determinantes de Risco”. Essa etapa resultou na identificação de 38 estudos, dos quais 6 não estavam disponíveis em acesso aberto e 1 não apresentou contribuição relevante para os objetivos da presente pesquisa.

Quanto às publicações selecionadas, destaca-se a relevância das fontes utilizadas, que incluem artigos, livros e teses, para o desenvolvimento deste estudo. Essas publicações foram criteriosamente selecionadas com base em sua contribuição para o tema, abrangendo diferentes perspectivas e metodologias que enriquecem a análise.

Os achados dessas publicações constam analisados na seção de revisão teórica, com o objetivo fornecer subsídios para a identificação de variáveis do risco de lavagem de dinheiro e para a realização dos testes estatísticos subsequentes.

Após a identificação das variáveis, apresentadas na **Tabela 1** da **seção 3.3**, foram realizados testes de regressão estatística no **software Gretl**, com o objetivo de investigar a

relação entre essas variáveis e as Comunicações de Operações Suspeitas (COS), a fim de verificar se elas explicam o risco de lavagem de dinheiro.

O método Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) foi utilizado para estimar os coeficientes dos modelos de regressão linear, pois é amplamente reconhecido por sua eficiência na análise de relações entre variáveis quantitativas, tendo sido escolhida por sua simplicidade interpretativa e capacidade de lidar com relações lineares entre as variáveis. O MQO minimiza a soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados e os previstos pelo modelo, para que os coeficientes estimados representem a melhor aproximação linear possível para os dados.

3.1 Testes de Pressupostos e especificação do modelo

Para garantir a validade estatística dos modelos de regressão estimados, foram conduzidos testes específicos para verificação de seus pressupostos fundamentais, utilizando os dados do período completo de 2010 a 2022.

Foram realizados os testes de diagnóstico de **autocorrelação**, **normalidade** e **homocedasticidade** para validar os pressupostos clássicos do Modelo de Regressão Linear, cujos resumos apresentados ao final deste subtópico e de forma completa no **Apêndice 3**. A aplicação desses testes teve como objetivo verificar a integridade do modelo, assegurando que as estimativas dos coeficientes fossem não-tendenciosas e eficientes.

O Teste de Autocorrelação foi aplicado para investigar a existência de correlação entre os resíduos do modelo, o de Normalidade foi utilizado para avaliar se a distribuição dos resíduos seguia o padrão esperado e o de Homocedasticidade verificou a constância da variância dos resíduos, cuja violação poderia comprometer a eficiência dos erros-padrão e a confiabilidade das conclusões sobre a significância estatística.

A transformação das variáveis PIB, COS e COE em logaritmo natural (Log) foi estratégia econométrica importante por três razões principais. Primeiramente, ela permite melhor interpretar os coeficientes dessas variáveis, onde, por exemplo, o coeficiente

de \log_COE (0,806) indica que um aumento de 1% no COE está associado a um aumento de aproximadamente 0,81% na variável dependente COS, facilitando a interpretação econômica. Em segundo lugar, a transformação foi necessária para mitigar a heterocedasticidade, conforme explicado a seguir. Embora o Log não tenha resolvido completamente o problema, pois termos quadráticos como sq_log_PIB (p-valor = $2,34e-07$) permanecem significativos, ele ajuda a estabilizar a variância. Por fim, o Log contribuiu para normalizar a distribuição dos resíduos, que, conforme o teste de normalidade (Qui-quadrado = 1,533, p-valor = 0,465), não apresenta desvios significativos de uma distribuição normal.

Como explicado, os testes de diagnóstico realizados no modelo inicial indicaram a violação de dois pressupostos fundamentais:

1. **Autocorrelação:** O Teste de Wooldridge rejeitou a hipótese nula de ausência de autocorrelação de primeira ordem ($t(26) = 30,0544$, p-valor = $1,01e-021$).
2. **Heterocedasticidade:** O Teste de White também rejeitou a hipótese nula de homocedasticidade ($TR^2 = 69,75$, p-valor = 0,000000).

Diante da constatação de heterocedasticidade e autocorrelação serial, que tornariam inválidas as inferências do modelo de Efeitos Aleatórios padrão, a solução adotada foi estimar o modelo por **MQO Agrupado (Pooled OLS) com erros-padrão robustos**. Esta abordagem, apresentada na **Tabela 2**, produz estimativas de coeficientes consistentes e erros-padrão robustos à heterocedasticidade e à autocorrelação dentro de cada cluster (UF), validando assim os testes de significância reportados.

Em contrapartida, o teste de normalidade dos resíduos (Shapiro-Wilk) não apresentou problemas, não rejeitando a hipótese nula de normalidade (Qui-quadrado $\chi^2 = 1,533$; p-valor = 0,465). Foi realizado o teste de Fator de Inflação da Variância (VIF) para verificar a presença de multicolinearidade entre as variáveis explicativas do modelo. Os valores de VIF variaram entre 1,436 e 3,174, situando-se abaixo do limite crítico de 5, indicando ausência de correlações elevadas e, portanto, não há indícios de multicolinearidade relevante.

Tabela 2 - Resultados dos Testes de Especificação do Modelo (elaboração própria)

Teste/ Estatística	Variável/ Fórmula	Coefficiente/ Estatística	p-valor	Conclusão/ Significância
Teste de White (Heterocedasticidade)	TR ²	69,75	0,00000	Rejeita H0 (presença de heterocedasticidade)
	sq_log_PIB	0,322	2,34e-07	Significativo (contribui para a heterocedasticidade)
Regressão Auxiliar (Autocorrelação)	uhat(-1)	0,785	1,01e-021	Significativo (indica autocorrelação de 1ª ordem)
Teste de Wooldridge	Estatística t	30,05	1,01e-021	Rejeita H0 (presença de autocorrelação)
Teste de Normalidade (Resíduos)	Qui-quadrado (2)	1,533	0,465	Não rejeita H0 (resíduos seguem distribuição normal)
Distribuição de Frequência	Média dos Resíduos	-1,63e-015	–	Próxima de zero
	Desvio Padrão dos Resíduos	0,860	–	–

3.2 Obtenção de Dados e Seleção de Variáveis

Foram utilizados dados de acesso público sobre Comunicação de Operações Suspeitas (COS) disponibilizadas pelo COAF no período de 2010 a 2025. Para a análise das determinantes do risco de lavagem de dinheiro (LD), dados adicionais foram coletados em sites oficiais brasileiros e utilizados como **variáveis independentes**. Entre essas fontes, destacam-se o IBGE, cujas séries abrangem o período de 2010 a 2022, e o Banco Central do Brasil, com dados disponíveis entre 2010 e 2025. Em razão da limitação de alguns dos dados do IBGE com atualização até 2022, os testes estatísticos foram realizados considerando o período de 2010 a 2022. Foram utilizados, ainda, dados publicados em relatórios oficiais brasileiros. Isso inclui a Avaliação Nacional de Risco (ANS) e a Avaliação Setorial de Risco (ASR), do Banco Central do Brasil, que fornecem uma visão abrangente sobre os riscos associados à lavagem de dinheiro no país, bem como também o Guia de Prevenção à

Lavagem de Dinheiro da Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais (ANBIMA).

A **Tabela 1** apresenta as variáveis determinantes de risco identificadas na literatura.

Tabela 1 – Relação de Variáveis de Risco encontradas na Pesquisa (elaboração própria)

Variável de Risco	Disponibilidade	Referência Normativa	Referência na Literatura
CLIENTE			
Identificação do Cliente (KYC)	Sigilo de Informação	Lei nº 9.613/98, Art. 10, I	Nikoloska & Simonovski (2012); Fernandes & Zani (2021)
Pessoa Exposta Politicamente (PEP)	Sigilo de Informação	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.1.5	OECD (2022); BC Oman (2022)
Estrutura Societária Complexa	Sigilo de Informação	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.1.3	OECD (2022); Menyhei (2022)
Beneficiário Final	Sigilo de Informação	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.1.4	OECD (2022); Menyhei (2022)
Idade / Estado Civil / Superendividamento	Sigilo de Informação	-	Esoimeme (2020)
Canal de Atendimento (não presencial)	Sigilo de Informação	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.3.4	BC Oman (2022); Turki et al. (2021)
GEOLOCALIZAÇÃO			
Localização Geográfica (UF/Região)	IBGE, Banco Central	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.2	Gaspareniene et al. (2022); Korystin et al. (2020)
Grande Centro Urbano	IBGE	-	(Testado nesta pesquisa)
Regiões de Fronteira	IBGE	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.2.2	Esoimeme (2020); (Validado nesta pesquisa)
Atividade Mineração	IBGE, COAF	-	Teichmann & Falker (2023); (Validado nesta pesquisa)
ECONÔMICO-FINANCEIRAS			
Setor Econômico	COAF	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.1.1	Korystin et al. (2020); Oliveira et al. (2017)
Transações em Espécie (COE)	COAF	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.3.2	(Validado nesta pesquisa)
Produtos/ Serviços de Alto Risco	Sigilo de Informação	Carta Circular BCB 4.001, itens 4.2.3.1	OECD (2022); BC Oman (2022)
Criptoativos/ Ativos Virtuais	Sigilo de Informação	Resolução COAF 30/2020	Beebeejaun & Mahadew (2024); U.S. Treasury (2024)

Com base nas variáveis identificadas, foram selecionadas para teste as cujo acesso foi permitido, conforme modelo a seguir.

Modelo: Teste das variáveis independentes em conjunto

$$\text{COS} = \beta_1 + \beta_2 \text{IndiFavela} + \beta_3 \text{IndiGdCentro} + \beta_4 \text{PIB} + \beta_5 \text{IndiMineração} + \beta_6 \text{IndiFront} + \beta_6 \text{COE} + M$$

Variável dependente: COS - Comunicação de Operações Suspeitas

Variáveis independentes:

COE - Comunicação de Operações em Espécie

PIB - Produto Interno Bruto (escala de 1 000 000 R\$)

IndiFront - Indicativo de Região de Fronteira na UF (IBGE)

IndiGdCentro - Indicativo de Grande Centro (IBGE)

IndiMineração - região de mineração no Brasil (IBGE)

IndiFavela: região de grande concentração de favelas (BCB)

Evolução por ano (2010 a 2022) e por UF (Estado)

O modelo apresentado, portanto, reflete as relações entre variáveis macroeconômicas e institucionais disponíveis, alinhando-se às lacunas apontadas na literatura internacional sobre a necessidade de aprimorar métricas de risco sem violar a confidencialidade das investigações.

Para determinar se uma variável é explicativa das Comunicações de Operações Suspeitas (COS), consideram-se **três critérios principais: significância estatística, poder explicativo e impacto**. A **significância estatística** é avaliada pelo **p-valor**, sendo $p < 0,01$ considerado forte evidência de que a variável é determinante, $0,01 \leq p \leq 0,05$ evidência moderada (aceita com cautela) e $p > 0,05$ indica que a variável não é considerada determinante no modelo.

O **poder explicativo** do modelo é medido pelo **R² ajustado** e o **impacto** é determinado pela magnitude do **coeficiente β** , que **indica o peso da variável no modelo**.

3.3 Mudança na estrutura regulatória e Teste de Chow

Conforme destacado na introdução deste trabalho, o período analisado (2010–2022) foi marcado por significativas mudanças no marco regulatório brasileiro de prevenção à lavagem de dinheiro. Dois momentos foram particularmente relevantes: o ano de 2016, com a edição da Lei nº 13.260 e da Resolução COAF nº 29, que ampliaram o conceito de crimes antecedentes, incluíram o financiamento ao terrorismo e expandiram o rol de agentes obrigados a reportar operações suspeitas; e o ano de 2020, quando a Resolução COAF nº 30 e as Circular BCB nº 3.978 e Carta Circular nº 4.001 introduziram critérios mais rigorosos de seleção para análise e comunicação, atualizaram os parâmetros para identificação de Pessoas Expostas Politicamente (PEPs) e reforçaram a obrigatoriedade de sistemas automatizados de monitoramento.

Essas alterações normativas impactaram o volume de Comunicações de Operações Suspeitas (COS), como observado nas **Figuras 4 e 5**, e intuitivamente espera-se que tenham afetado estruturalmente a relação entre as variáveis explicativas e a variável dependente. Em outras palavras, é plausível que os determinantes de risco de lavagem de dinheiro tenham mudado de intensidade ou mesmo de direção após a implementação dessas novas regras.

Figura 4 – Gráfico de COS – em milhares (elaboração própria)

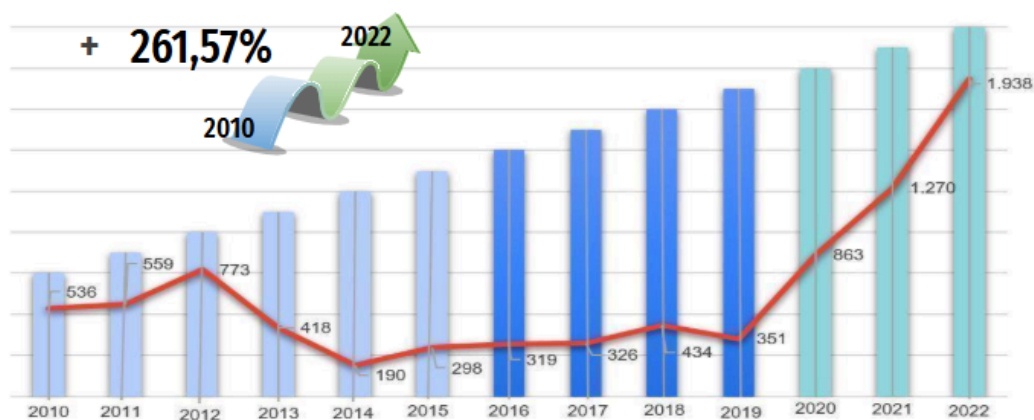
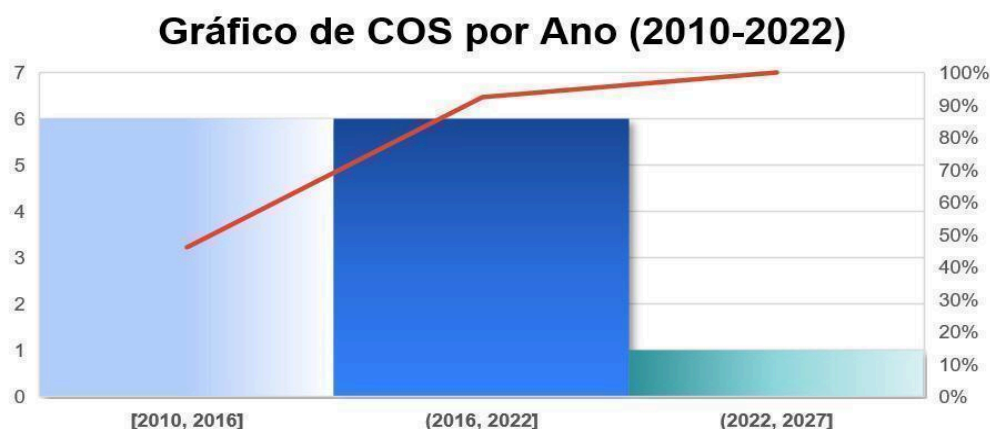


Figura 5 – Gráfico de COS por Bloco de Tempo (elaboração própria)



Para testar estatisticamente a **hipótese de quebra estrutural**, ou seja, se os parâmetros do modelo de regressão sofreram alteração significativa em um determinado ponto da série temporal, recorreu-se ao **Teste de Chow**. Esse teste permite verificar se há diferença significativa entre os coeficientes de regressão estimados em dois subperíodos distintos. A lógica do teste consiste em comparar a soma dos quadrados dos resíduos do modelo estimado para toda a amostra com a soma dos resíduos dos modelos estimados separadamente para cada subperíodo. Se a diferença for estatisticamente significativa, rejeita-se a hipótese nula de que os coeficientes são estáveis ao longo do tempo, confirmando a existência de uma quebra estrutural.

A aplicação do Teste de Chow, apresentado na **Tabela 3**, visou, portanto, identificar se as mudanças regulatórias de 2016 e 2020 alteraram de forma significativa a relação entre as variáveis independentes (como PIB, indicadores de fronteira, grande centro urbano etc.) e o volume de COS, justificando a estimação de modelos separados para os períodos pré e pós-reforma.

Para tanto, foram segmentados os testes estatísticos nos seguintes períodos: 2010 a 2016 (pré-regulatório), 2017 a 2022 (pós regulatório) e em seguida uma análise extra do período pandêmico 2020 a 2022, em função da particularidade regulatória do período, que ampliou temporariamente o contexto de comunicações.

Tabela 3 - Teste de Chow

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	Razão -t	p-valor	Significância
const	1,71335	0,648494	2,642	0,0086	***
IndiFavela	0,525004	0,325771	1,612	0,1080	
IndiFront	-0,629728	0,203720	-3,091	0,0022	***
IndiGdCentro	0,167509	0,282467	0,5930	0,5536	
IndiMineracao	0,582082	0,237175	2,454	0,0146	**
log_PIB	-0,217941	0,0915272	-2,381	0,0178	**
log_COE	0,738592	0,0510057	14,48	2,62e-037	***
splitdum	-10,0215	3,89384	-2,574	0,0105	**
sd_IndiFavela	0,779513	0,267850	2,910	0,0039	***
sd_IndiFront	1,02981	0,268819	3,831	0,0002	***
sd_IndiMineracao	-0,849622	0,307257	-2,765	0,0060	***
sd_log_PIB	2,43273	0,754964	3,222	0,0014	***
sd_log_COE	-0,249143	0,0732425	-3,402	0,0008	***

Estatísticas do Modelo	Valor	Teste de Chow - Resultados Principais		
Número de observações	351	Estatística de Teste	Valor	p-valor
Variável dependente	log_COS	Qui-quadrado(6)	79,3458	0,0000
Média da variável dependente	8,774734	F(6, 338)	13,2243	0,0000
Desvio-padrão da variável dependente	1,638973	Ponto de quebra estrutural: 14:02 (Apêndice 3)		
R-quadrado	0,782109	Interpretação: O teste de Chow rejeita a hipótese nula de estabilidade dos parâmetros (p-valor = 0,0000), indicando evidências de uma quebra estrutural significativa na observação 14:02.		
R-quadrado ajustado	0,774373	Significância: *** 1%, ** 5%, * 10%		

Erro padrão da regressão	0,778516
--------------------------	----------

3.4 Limitações da Pesquisa

A pesquisa enfrentou limitações significativas devido ao sigilo legal que envolve as investigações de lavagem de dinheiro. Os órgãos oficiais, em cumprimento à legislação brasileira (Lei nº 9.613/1998 e Lei nº 12.683/2012), não podem fornecer informações específicas sobre os comunicados ao COAF, tais como faixa etária, condição de Pessoa Exposta Politicamente (PEP), estado civil ou situação de superendividamento dos envolvidos.

Essa restrição impediu a realização de testes estatísticos importantes, que buscavam avaliar a relação entre variáveis críticas e o volume de Comunicações de Operações Suspeitas (COS). Embora esses fatores sejam reconhecidamente relevantes para a avaliação de risco, como demonstrado nas recomendações do GAFI e em estudos internacionais, a impossibilidade de acesso a esses dados específicos limitou a abrangência da análise.

Outra limitação, importante e devidamente contextualizada na introdução desta pesquisa, decorre da impossibilidade de cruzar as comunicações ao COAF com os casos efetivamente julgados e condenados, em função da natureza sigilosa das informações. Muitas informações relacionadas a investigações e processos de lavagem de dinheiro são mantidas em sigilo por autoridades policiais e judiciais. A confidencialidade de boa parte das informações, tais como quantidade de operações comunicadas que efetivamente resultaram em penalização, dificultam a análise completa do fenômeno.

Como destacam Suxberger e Pasiani (2017), há um "déficit de informação" entre as autoridades investigativas que dificulta a avaliação precisa da efetividade do sistema. Essa lacuna impediu a validação de determinados modelos, incluindo aqueles que buscavam relacionar variáveis como PEP ou superendividamento com a ocorrência efetiva de lavagem de dinheiro. A ausência desses dados específicos faz com que, conforme observado no Relatório COAF 2024, o mercado financeiro como um todo utilize as comunicações de operações

suspeitas como *proxy* para suas modelagens de risco, ainda que essa abordagem apresente limitações metodológicas reconhecidas.

A legislação sobre proteção de dados no Brasil é outro fator que limita a coleta, o armazenamento e o compartilhamento de determinadas informações, já que “conhecer o cliente” é parte importante do processo de prevenção à lavagem de dinheiro. Esse regulamento tem implicações diretas na confidencialidade de dados que poderiam ser relevantes para investigações sobre lavagem de dinheiro, criando um desafio adicional para entidades que tentam agregar informações sobre o problema.

Há também uma grande variedade de fontes: as informações são provenientes de muitos setores, como bancos centrais, órgãos governamentais e organizações não governamentais. Cada um desses setores pode ter suas próprias bases de dados e métodos de registro, dificultando a centralização e a padronização das informações coletadas. A ausência de padronização na coleta e no compartilhamento dos dados entre diferentes instituições e países gera um cenário fragmentado, o que igualmente limita a pesquisa. Sem um formato uniforme para a apresentação de dados relacionados à lavagem de dinheiro, torna-se difícil e trabalhoso realizar comparações úteis ou conduzir análises estatísticas abrangentes.

Em razão dessas restrições, alguns modelos inicialmente planejados tiveram que ser excluídos da análise final. Entre eles, destacam-se os testes que buscavam avaliar o impacto da faixa etária e do estado civil no volume de comunicações de operações suspeitas, para tentar verificar se pessoas consideradas vulneráveis têm aumento da probabilidade de envolvimento.

Como alternativa, a pesquisa optou por focar em variáveis macroeconômicas e setoriais de acesso público, que não violam o sigilo das investigações. Essa abordagem, embora mais limitada, permite análises consistentes dentro das restrições legais existentes, mantendo a relevância dos resultados para a avaliação de riscos no sistema financeiro.

4. ANÁLISE DE RESULTADOS

Os resultados desta pesquisa evidenciam a complexidade da avaliação de risco de lavagem de dinheiro no sistema financeiro brasileiro, considerando as limitações impostas pelo sigilo legal e a natureza dinâmica das operações suspeitas. Conforme discutido anteriormente, variáveis como PIB, indicadores regionais (fronteira, grandes centros urbanos, áreas de mineração) e fatores setoriais foram testados estatisticamente para explicar o volume de Comunicações de Operações Suspeitas (COS), enquanto outras – como perfil demográfico dos envolvidos (idade, estado civil) e *status* de PEP – não puderam ser incluídas devido a restrições de acesso a dados sensíveis.

4.1 Análise período 2010 a 2016 – Anterior aos resultados da mudança regulatória

No período anterior às alterações regulatórias iniciadas em 2016, os modelos estatísticos revelam um cenário distinto na relação entre as variáveis explicativas e as Comunicações de Operações Suspeitas. Conforme os resultados dos modelos estimados para esse intervalo, observa-se que o PIB apresentou uma correlação positiva e estatisticamente significativa com as COS (Modelo 23: $\beta = 0,862$; $p = 0,0118$), indicando que o tamanho da economia local era um determinante relevante para a ocorrência de operações suspeitas reportadas. Da mesma forma, o fator grandes centros urbanos (IndiGdCentro) mostrou-se de forte influência (Modelo 22: $\beta = 2,193$; $p = 0,0004$), refletindo a concentração de movimentações financeiras e a maior capacidade de monitoramento nessas regiões.

Outro aspecto relevante identificado foi a associação positiva entre regiões de mineração (IndiMineracao) e o volume de COS (Modelo 20: $\beta = 1,178$; $p = 0,0197$), sugerindo que atividades extrativistas podem ter sido alvo de maior atenção ou apresentado maior vulnerabilidade a operações atípicas. Por outro lado, as regiões de fronteira (IndiFront) não apresentaram significância estatística (Modelo 21: $\beta = -0,406$; $p = 0,5240$), indicando que, nesse período, a condição de fronteira por si só não era um preditor consistente para o

aumento das comunicações. Esse resultado pode estar relacionado à menor capilaridade dos sistemas de detecção, que foram reforçados a partir de 2020.

Além disso, as Operações em Espécie (COE) emergiram como uma variável de forte poder explicativo (Modelo 24: $\beta = 1,068$; $p < 0,0001$), com R^2 ajustado de 0,636, reforçando que transações em dinheiro físico se mostravam canal crítico para atividades suspeitas. Esse conjunto de evidências demonstra que, antes da reforma regulatória, fatores econômicos e geográficos tradicionais – como PIB, grandes centros e operações em espécie – eram os principais determinantes do risco de lavagem de dinheiro no sistema financeiro brasileiro.

Assim, o modelo de regressão multivariada para o período 2010 a 2016 tem seus resultados consolidados demonstrados na **Tabela 4**.

Tabela 4 – Modelo Estatístico no Período Pré-Regulatório 2010–2016 (MQO Agrupado) (elaboração própria)

Modelo	Variável Independente	Coefficiente (β)	Erro Padrão	p-valor	R^2 Ajustado
Multivariado	Todas				0,709
	log_COE	0,808	0,147	<0,0001	
	log_PIB	0,363	0,224	0,1166	
	IndiGdCentro	0,771	0,280	0,0106	
	IndiMineracao	0,423	0,284	0,1482	
	IndiFront	0,343	0,339	0,3211	
	IndiFavela	-0,207	0,438	0,6410	

Principais informações identificadas na análise multivariada:

R^2 Ajustado do modelo multivariado: 0,709 (71% da variância explicada)

No período pré-regulatório, quando consideradas as variáveis explicativas conjuntamente, apenas as operações em espécie (COE) e os grandes centros urbanos se

mantiveram como determinantes estatisticamente significativos do risco de lavagem de dinheiro, explicando 71% da variação das Comunicações de Operações Suspeitas.

4.2 Análise de Efeitos Temporais (2017-2022) - Pós Mudança Regulatória

O período de 2017 a 2022, subsequente às significativas mudanças regulatórias iniciadas em 2016, apresentou um novo patamar e uma dinâmica distinta para as Comunicações de Operações Suspeitas (COS). A análise de dados em painel para este intervalo revela como as variáveis determinantes de risco se comportaram após a ampliação do escopo de agentes obrigados de PLD e o refinamento dos critérios de comunicação, permitindo isolar os efeitos de fatores geográficos e econômicos no volume de reportes. Faz-se um parêntese para explicar que **agentes obrigados de PLD** são pessoas físicas e jurídicas que atuam em setores considerados sensíveis a esse tipo de crime, conforme listado no Artigo 9º da lei 9.613/98.

A análise do período permite concluir que o perfil de risco foi majoritariamente impulsionado por operações em espécie (COE) e fatores macroeconômicos (PIB). Fatores geográficos específicos, como a presença em favelas e áreas de mineração, confirmaram seu papel como elementos elevadores de risco, enquanto as regiões de fronteira não apresentaram a mesma relevância estatística observada em períodos anteriores. A compreensão dessas relações é fundamental para orientar a alocação de recursos de compliance e refinar os modelos internos de avaliação de risco das instituições financeiras.

Tabela 5 – Resultados do Modelo Estatístico no Período Pós-Regulatório 2017–2022 (MQO Agrupado) (elaboração própria)

Modelo	Variável Independente	Coefficiente (β)	Erro Padrão	p-valor	R ² Ajustado
Multivariado	Todas				0,838
	log_COE	1,079	0,070	<0,0001	

Modelo	Variável Independente	Coefficiente (β)	Erro Padrão	p-valor	R ² Ajustado
	IndiGdCentro	0,608	0,160	0,0008	
	IndiFront	0,213	0,157	0,1862	
	IndiMineracao	0,217	0,171	0,2160	
	IndiFavela	-0,248	0,194	0,2136	
	log_PIB	0,118	0,143	0,4169	

Principais informações identificadas na análise multivariada pós-regulatória:

R² Ajustado do modelo multivariado: 0,838 (83,8% da variância explicada) - AUMENTO significativo em relação ao período pré-regulatório (0,709)

O período pós-regulatório (2017-2022) revelou salto qualitativo na precisão do modelo de risco testado, evidenciado aumento substancial do seu poder explicativo (R² ajustado de 71% para 84%). Esse avanço foi acompanhado por uma consolidação do perfil de determinantes, no qual apenas as operações em espécie (COE) e a localização em grandes centros urbanos se mantiveram como variáveis robustas e consistentemente significativas. Paralelamente, o Produto Interno Bruto (PIB), outrora relevante, perdeu completamente sua significância estatística no modelo multivariado.

Os achados indicam que o marco regulatório implementado a partir de 2016 aprimorou a eficiência analítica do sistema.

4.3 Análise de Efeitos Temporais (2020-2022) – Período Pandemia de COVID-19

O período de 2020 a 2022 representou um cenário atípico para o sistema financeiro brasileiro, marcado pela pandemia de COVID-19 e por ajustes regulatórios significativos. Nesse intervalo, o Banco Central do Brasil emitiu a Circular nº 3.978/2020 e a Carta Circular nº 4.001/2020, que reforçaram a obrigatoriedade de sistemas automatizados de monitoramento em tempo real e revisões anuais das políticas internas de PLD. Tais medidas buscaram adaptar os controles a um contexto de aumento expressivo de transações digitais e de auxílios

emergenciais fornecidos pelo Governo em resposta ao período de crise, que ampliaram a exposição a riscos de lavagem de dinheiro.

Ademais, esse período foi marcado por medida operacional do Banco Central do Brasil que resultou na introdução da cédula de R\$ 200,00 em 2020, visando atender ao aumento excepcional da demanda por numerário durante a pandemia, o que contribuiu para a maior circulação de valores em espécie e reforçou a centralidade das operações em dinheiro como determinante de risco no modelo.

O modelo estatístico da **Tabela 6**, revela que o período pandêmico (2020-2022) consolidou de forma extrema as tendências observadas nos anos anteriores, revelando um padrão de risco mais nítido e concentrado. O modelo multivariado atingiu seu maior poder explicativo ($R^2 = 86,7\%$), indicando que os determinantes de risco se tornaram mais claramente identificáveis durante a crise. Neste cenário, observou-se uma especificação notavelmente parcimoniosa, com apenas as operações em espécie (COE) e a localização em grandes centros urbanos emergindo como determinantes robustos e inequívocos.

Tabela 6 – Modelo Estatístico para o Período 2020–2022 (MQO Agrupado) (elaboração própria)

Modelo	Variável Independente	Coefficiente (β)	Erro Padrão	p-valor	R^2 Ajustado
Multivariada	Todas				0,867
	log_COE	1,120	0,088	<0,0001	
	IndiGdCentro	0,455	0,177	0,0160	
	IndiMineracao	0,260	0,147	0,0896*	
	IndiFavela	-0,346	0,219	0,1257	
	IndiFront	0,036	0,123	0,7725	
	log_PIB	0,047	0,130	0,7222	

*Nota: $p < 0,10$ considerado marginalmente significativo

Principais informações identificadas na análise multivariada 2020-2022:

R² Ajustado do modelo multivariado: 0,867 (86,7% da variância explicada) - MAIOR valor entre todos os períodos

Padrão evolutivo consistente:

COE mantém-se como determinante principal em todos os períodos

Grandes Centros consistentemente significativos

PIB perde relevância progressivamente

A mineração apresentou um ressurgimento marginal como fator de risco, possivelmente vinculado a fluxos econômicos atípicos gerados pela pandemia, enquanto o coeficiente reduzido para grandes centros urbanos (queda de 0,771 para 0,455) sugere uma possível redistribuição geográfica das operações suspeitas em um contexto de restrições sanitárias e aceleração da digitalização.

A análise do triênio 2020–2022 evidencia a resiliência de determinantes clássicos de risco, como operações em espécie e grandes centros urbanos, mesmo em um cenário de crise sanitária e mudanças regulatórias. A manutenção da significância de variáveis como COE e IndiGdCentro reforça a necessidade de monitoramento contínuo e direcionado, enquanto a perda de relevância de regiões de fronteira pode ser interpretada como um reflexo positivo da efetividade das políticas de controle implementadas no período anterior.

A análise comparativa dos três blocos temporais (2010–2016, 2017–2022 e 2020–2022) revela a evolução no perfil dos determinantes de risco de lavagem de dinheiro no Brasil. No período pré-regulatório (2010–2016), observou-se uma influência significativa do PIB e de variáveis setoriais como mineração, além das operações em espécie (COE) e grandes centros urbanos. A partir de 2017, com o fortalecimento do marco regulatório, o modelo multivariado com erros padrão robustos agrupados por UF mostrou uma maior precisão (R² ajustado de 0,838), com a manutenção apenas de COE e grandes centros como determinantes consistentes, enquanto o PIB perdeu significância. Já no período pandêmico (2020–2022), consolidou-se um padrão ainda mais concentrado, com o modelo atingindo seu maior poder

explicativo ($R^2 = 0,867$) e reforçando a resiliência das operações em espécie e a localização em grandes centros urbanos como fatores de risco primários, mesmo em um cenário de crise e aceleração digital.

A **Tabela 7** contém o resumo dos modelos estatísticos para os períodos analisados.

Tabela 7 - Quadro Síntese dos Modelos Estatísticos (elaboração própria)

	Variável	Coefficiente (β)	p-valor	R ² Ajustado	Principais Observações
2010-2016	log_COE	0,808	< 0,0001	0,709	Determinante mais relevante
	IndiGdCentro	0,771	0,0106		Significativo e positivo
	log_PIB	0,363	0,1166		Pouca significância
	IndiMineracao	0,423	0,1482		Não significativo
	IndiFront	0,343	0,3211		Não significativo
	IndiFavela	-0,207	0,6410		Sinal negativo e não significativo
2017-2022	log_COE	1,079	< 0,0001	0,838	Mantém-se principal determinante
	IndiGdCentro	0,608	0,0008		Consistente e significativo
	IndiFront	0,213	0,1862		Não significativo
	IndiMineracao	0,217	0,2160		Não significativo
	IndiFavela	-0,248	0,2136		Não significativo
	log_PIB	0,118	0,4169		Perde completamente a significância
2020-2022	log_COE	1,120	< 0,0001	0,867	Coefficiente mais alto dos períodos
	IndiGdCentro	0,455	0,0160		Mantém significância
	IndiMineracao	0,260	0,0896*		Marginalmente significativo ($p < 0,10$)
	IndiFavela	-0,346	0,1257		Não significativo

IndiFront	0,036	0,7725	Não significativo
log_PIB	0,047	0,7222	Sem relevância estatística

Os resultados empíricos obtidos, especialmente a significância estatística da variável “Grandes Centros Urbanos”, encontram respaldo direto no referencial teórico sobre riscos estruturais de lavagem de dinheiro. Conforme discutido por Gaspareniene *et al.* (2022), ambientes urbanos densamente povoados tendem a apresentar maior complexidade econômica, elevado volume de transações e maior circulação de numerário e instrumentos financeiros, fatores que ampliam assimetrias informacionais e dificultam a rastreabilidade de fluxos ilícitos. Esse entendimento converge com as diretrizes da European Banking Authority (2021), que reconhecem centros urbanos como áreas de risco inerente elevado. Assim, a evidência empírica observada neste estudo não apenas confirma padrões identificados na literatura internacional, como também reforça a adequação conceitual da abordagem baseada em risco ao evidenciar que fatores espaciais e estruturais exercem papel determinante na materialização do risco de lavagem de dinheiro.

Os resultados também se articulam com o referencial teórico ao evidenciar que, em contextos de choque sistêmico e elevada incerteza, como o período pandêmico, as instituições tendem a ampliar suas comunicações como resposta defensiva ao risco percebido. Esse comportamento é compatível com a Teoria da Cegueira Deliberada em sua dimensão institucional, na medida em que o aumento do reporte pode refletir maior detecção qualificada e também estratégia de mitigação reputacional e regulatória diante da intensificação do escrutínio supervisor.

Ademais, tal evidência dialoga com as críticas à abordagem baseada em risco discutidas no embasamento teórico, ao sugerir que, sob condições excepcionais, a elevação das comunicações pode decorrer mais de incentivos regulatórios e de aversão ao erro do que

de uma discriminação substantiva mais precisa do risco, reforçando o caráter reativo (e não necessariamente prospectivo) dos sistemas de PLD.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diante dos resultados obtidos, conclui-se que os objetivos propostos nesta pesquisa foram alcançados. A identificação dos principais determinantes do risco de lavagem de dinheiro no setor financeiro brasileiro, por meio de revisão teórica e testes estatísticos, permitiu compreender os fatores que influenciam o volume de Comunicações de Operações Suspeitas (COS).

Os resultados demonstram que o estudo **validou empiricamente partes do *framework* regulatório estabelecido pela Carta Circular BCB nº 4.001/2020**, revelou nuances e dinâmicas não explicitadas pela norma e ofereceu contribuições específicas para o aprimoramento dos modelos de Avaliação Interna de Risco (AIR).

A pesquisa demonstrou que as Operações em Espécie são o principal fator associado ao volume de COS em todos os períodos analisados, em consonância com a ênfase dada pela regulamentação, especialmente nos itens 4.2.3.2 da Circular 4.001, que destacam transações com potencial de anonimato. Também foi confirmada a importância do Risco Geográfico, previsto nos itens 4.2.2 do *framework* do Banco Central, embora os resultados indiquem que a influência de fatores geográficos específicos apresenta uma dinâmica mais complexa do que aquela sugerida por listas de verificação convencionais.

Um dos achados desta análise é a **persistência da ausência de relevância estatística da condição de fronteira (IndiFront)** como fator determinante de COS, mesmo após mudanças regulatórias significativas em 2016. No período anterior (2010–2016), IndiFront apresentava uma relação positiva com COS, embora não significativa. Essa característica manteve-se no período subsequente (2017–2022), conforme indicado pelo modelo multivariado, em que o coeficiente para IndiFront continuou estatisticamente não significativo.

Isso sugere que, apesar da introdução de medidas como a Resolução COAF nº 29/2016 e a Lei nº 13.260/2016, as operações em regiões de fronteira não passaram a exercer influência relevante sobre o perfil de risco, quando comparadas a outros fatores. Tal resultado pode estar relacionado à efetividade das políticas de controle voltadas ao combate de ilícitos transfronteiriços, seja por meio do redirecionamento de fluxos ou pelo aumento da eficiência na fiscalização. O achado reforça que os determinantes de risco são dinâmicos e respondem ao ambiente regulatório, sendo essencial que os modelos de avaliação incorporem essa dimensão temporal para manterem sua precisão.

Para além da mudança no perfil de risco de fronteiras, esta pesquisa identificou determinantes empíricos cuja relevância prática não é integralmente capturada pelo *framework* normativo atual da Carta Circular nº 4.001/2020. A **condição de Grande Centro Urbano (*IndiGdCentro*) emergiu como preditor consistente** do volume de COS no período 2017-2022.

No entanto, este determinante de presença em Grande Centro Urbano não se manifesta como uma *red flag* operacional para ser checada em transações individuais, mas sim como um multiplicador de risco basal que demanda capacidade massiva de monitoramento. Portanto, este estudo sugere que a condição de 'Grande Centro Urbano' seja formalmente considerada pelas instituições financeiras em seus modelos internos como um fator geográfico decisivo. Isto porque a localização em um grande centro urbano não se enquadra bem na categoria de *red flag*, pois é uma condição estática e generalizada: praticamente toda a carteira de um grande banco em São Paulo ou no Rio de Janeiro estaria constantemente sinalizada, o que "saturaria" o sistema de alertas e tornaria a ferramenta ineficaz. Portanto, a melhor forma de operacionalizar esse achado não seria criar uma *red flag*, mas sim **atribuir uma pontuação de risco geográfico mais alta para clientes e operações vinculados a essas regiões**. Recomenda-se, assim, que este fator geográfico seja formalmente incorporado aos modelos de AIR com um peso significativo, orientando a alocação de recursos de *compliance* e a

frequência de revisões de risco para clientes e operações vinculados a grandes centros econômicos.

Os achados também provocam uma reflexão crítica sobre o *framework* regulatório. A Carta Circular nº 4.001/2020 destaca as "regiões de fronteira" como fator de risco (item 4.2.2.2), mas esta pesquisa constatou a perda de sua significância estatística no período pós-2016. Uma interpretação plausível para este fenômeno é que os controles reforçados nestas áreas tenham sido eficazes. No entanto, uma leitura mais estratégica sugere que os criminosos, cientes desta vigilância redobrada, simplesmente migraram suas operações para canais menos monitorados. O uso de criptoativos, o comércio internacional fraudado (*trade-based money laundering*) e a lavagem via setores não-financeiros (como imobiliário e agronegócio) são alternativas que não dependem necessariamente da passagem física por fronteiras, explicando seu "sumiço" das estatísticas de COS. Assim, a queda na relevância estatística da fronteira pode ser menos um sinal de vitória e mais um indicativo de que a guerra mudou de campo, exigindo que os modelos de risco se adaptem com igual velocidade para identificar essas novas rotas de lavagem de dinheiro.

Do ponto de vista metodológico, a pesquisa enfrentou limitações significativas devido ao **sigilo legal que envolve investigações de lavagem de dinheiro**, o que impediu o acesso a variáveis críticas como perfil demográfico, condição de PEP e estado civil dos clientes. Essa restrição é agravada pelo fato de que a própria **Avaliação Nacional de Riscos (ANR) do Banco Central não detalha publicamente as variáveis de risco quantitativas**, limitando-se a diretrizes qualitativas. Embora a **Avaliação Setorial de Riscos (ASR)** aponte setores e operações a serem monitorados, ela não estabelece um modelo preditivo baseado em determinantes estatisticamente validados, como proposto neste trabalho.

Vale ressaltar que todas **as conclusões aqui apresentadas se baseiam no modelo de regressão com erros padrão robustos agrupados por unidade da federação**, que se

mostrou o mais adequado para corrigir problemas de heterocedasticidade e autocorrelação, garantindo a confiabilidade dos coeficientes e p-valores reportados.

Recomenda-se que as instituições financeiras submetam os padrões macroeconômicos e geográficos identificados nesta pesquisa a **testes internos**, cruzando-os com suas próprias bases de dados ricas em variáveis de perfil do cliente, como a condição de PEP, faixa etária, estado civil e indicadores de superendividamento identificadas na literatura como significativas para o risco de lavagem de dinheiro. É plausível que muitas IFs já realizem essa modelagem preditiva internamente, aproveitando o acesso a dados que não estão disponíveis para estudo acadêmico devido às restrições legais de sigilo.

Desta forma, este estudo serve como um *benchmark* externo e uma base validada publicamente, que pode ser utilizada pelas IFs para calibrar e validar a eficácia de seus modelos de risco. Essa estratégia, baseada nas evidências encontradas, contribui para um combate à lavagem de dinheiro mais efetivo e direcionado, cumprindo assim o objetivo central desta pesquisa.

REFERÊNCIAS

- Banco Central de Oman (2022). *Diretrizes de AML (Anti-Money Laundering)*, Oman, <https://cbo.gov.om/Pages/AMLCFTGuidelinesforFinancialInstitutions.aspx> .
- Banco Central do Brasil (2020). *Carta Circular 4.001*.
<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?tipo=Carta%20Circular&numero=4001>
- Banco Central do Brasil (2020). *Circular 3.978*.
<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?tipo=Circular&numero=3978>
- Banco Central do Brasil (2021). *Avaliação Nacional de Risco (ANR)*, Brasil, https://www.gov.br/coaf/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/avaliacao-nacional-de-riscos/3-2_relatorio-avaliacao-nacional-de-risco.pdf/view .

- Banco Central do Brasil (2023). *Avaliação Setorial de Risco (ASR)*, Brasil, https://www.bcb.gov.br/content/estabilidadefinanceira/lavagemdinheiro_docs/relatorio_2_avaliacao_setorial_LDFT_BCB.pdf.
- Beebeejaun, A. & Mahadew, B. (2024). *Ativos Virtuais e a Prevenção da Lavagem de Dinheiro: Uma Análise Crítica e Comparativa das Leis de Maurício, Japão e África do Sul*, Revista Journal of Money Laundering Control, 27, 790-802, Ilhas Maurício <http://dx.doi.org/10.1108/JMLC-05-2023-0091>
- Borba, M. C. V. & Nakano, E. Y. (2017). *Um Escore de Risco para Classificação de Transações Suspeitas de Lavagem de Dinheiro via Regressão Ordinal*, Dissertação da Universidade de Brasília - UnB, Brasil, <https://icts.unb.br/jspui/handle/10482/32349?locale=fr>
- Brasil (2012). *Lei nº 12.683*, <https://legislacao.presidencia.gov.br/atos/?tipo=LEI&numero=12683&ano=2012&ato=6cc3aU1kMVpWT37a>
- Brasil. (1998). *Lei nº 9.613, de 3 de março de 1998*. Dispõe sobre os crimes de lavagem ou ocultação de bens, direitos e valores. <https://legislacao.presidencia.gov.br/atos/?tipo=LEI&numero=9613&ano=1998&ato=6f6cXSE1EeNpWTfd8>.
- COAF. (2017). *Resolução nº 29, de 7 de dezembro de 2017*. Dispõe sobre os procedimentos para acompanhamento de operações com pessoas expostas politicamente. <https://moraiscontabilidade.com/operacoes-consideradas-suspeitas-coaf/>
- COAF. (2024). Relatório de Inteligência e Gestão (RIG). <https://www.gov.br/coaf/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/publicacoes-do-coaf-1/rig-coaf-2024.pdf>
- de Oliveira, J. C., Agapito, L. S. e Miranda, M. A. (2017). *O Modelo de 'Autorregulação Regulada' e a Teoria da Captura: Obstáculos à Efetividade no Combate à Lavagem de Dinheiro no Brasil*, revista Quaestio Iuris, 10(1), 365-388, Brasil. <https://doi.org/10.12957/rqi.2017.26847>
- de Paula, E. L. (2016). *Mineração de dados como suporte à detecção de lavagem de dinheiro*, Universidade de Brasília - UnB, Dissertação, Brasil. <https://doi.org/10.21874/rsp.v73.i3.5446>
- Departamento do Tesouro dos Estados Unidos (2024). *Relatório de Inteligência dos EUA - Avaliação de Risco de Finanças Ilícitas de Tokens Não Fungíveis*. <https://home.treasury.gov/policy-issues/terrorism-and-illicit-finance/money-laundering>

- Deprez, B., Vanderschueren, T., Baesens, B., Verdonck, T. e Verbekel, W. (2024). *Análise de Redes para Combate à Lavagem de Dinheiro – Uma Revisão Sistemática da Literatura e Avaliação Experimental*, ResearchGate, Bélgica. <https://arxiv.org/abs/2405.19383>
- Esoimeme, E. E. (2020). *Identificando e reduzindo os riscos de lavagem de dinheiro apresentados por indivíduos que foram recrutados sem saber como money mules*, Journal of Money Laundering Control, EUA. <https://doi.org/10.1108/JMLC-05-2020-0053>
- Estrada, P. R. T. (2024). *A Constitucionalidade do Teste de Proporcionalidade para Provar Lavagem de Dinheiro*, Revista Mexican Law Review, 16(2), México. <https://doi.org/10.22201/ijj.24485306e.2024.2.18891>
- European Banking Authority (2021). Relatório EBA sobre os riscos de lavagem de dinheiro e financiamento do terrorismo que afetam o setor financeiro da União Europeia (UE). Link resumido
- Fernandes, A & Zani, J. (2021). *Mitigação de riscos na validação da veracidade de cadastros compartilhados pelas instituições financeiras e o processo de análise dos indícios de lavagem de dinheiro*. Revista Eletrônica da Procuradoria Geral do Estado do Rio de Janeiro - PGE-RJ, 4 (3), Brasil. <https://doi.org/10.46818/pge.v4i3.255>
- Ferreira, E. J. (2019). *Lavagem de dinheiro e os perigos para a contabilidade gerencial*. Revista Eletronica Contabeis.com.br, Brasil, <https://www.contabeis.com.br/noticias/40002/lavagem-de-dinheiro-e-os-perigos-para-a-contabilidade-gerencial/>
- Gaspareniene, L., Gagyte, G., Remeikiene, R., & Matuliene, S. (2022). *Agrupamento dos Estados Membros da União Europeia com Base em Índices de Medição de Lavagem de Dinheiro*, Revista Economics & Sociology, 15(2), 153-171, Lituânia. <http://dx.doi.org/10.14254/2071-789X.2022/15-2/10>
- Geiger, H. & Wuensch, O. (2007). *A luta contra a lavagem de dinheiro: uma análise econômica de um paradoxo de custo-benefício*, Journal of Money Laundering Control, 10(1), 91-105, Suíça. <http://dx.doi.org/10.1108/13685200710721881>
- Gujarati, D. N. & Porter, D. C. (2011). *Econometria Básica*. 5. ed. Porto Alegre: AMGH. https://www.academia.edu/40156994/ECONOMETRIA_B%C3%81SICA_5_edi%C3%A7%C3%A3o_Gujarati
- Haffke, L., Maume, P. & Zimmermann, P. (2021). *Vieses nas avaliações de risco sob a lei da União Europeia de combate à lavagem de dinheiro - evidência do efeito de melhor que a média da Alemanha*, Revista Journal of Money Laundering Control, 26(4), 764-779, Alemanha. <http://dx.doi.org/10.1108/JMLC-01-2021-0001>

- Helgesson, K. S. & Mörth, U. (2016). *Privilégio do cliente, conformidade e o estado de direito: advogados suecos e a prevenção da lavagem de dinheiro*, Journal of Common Market Studies, 54(5), 1216–1232, Suécia. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10611-017-9753-8>
- Korystin, O. , Svyrydiuk, N., Likhovitsky, Y. O. e Mitina O. M. (2020). Lavagem de Dinheiro: Métodos de Avaliação Macroeconômica e Tendências Atuais na Ucrânia, Revista Financial and Credit Activity: Problems of Theory and Practice, 1 (32), 341-350, Ucrânia. <http://dx.doi.org/10.18371/fcaptop.v1i32.200865>
- Linhares, S. C. & de Oliveira, T. R. S. C. (2016). *Compliance: Prevenção ao crime de lavagem de dinheiro nas instituições financeiras*, Revista Thesis Juris, 5(2), 309-327, Brasil. <http://dx.doi.org/10.5585/rtj.v5i2.366>
- Lokanan, M. E. (2019). *Mineração de Dados para Análise Estatística de Transações de Lavagem de Dinheiro*, Revista Journal of Money Laundering Control, 20, 301-310, Canadá. <https://doi.org/10.1108/JMLC-03-2019-0024>
- Menyhei, A. (2022). Os impactos do registro de proprietário beneficiário sobre fundações de gestão de ativos húngaras, trusts e trusts híbridos, Revista Trusts & Trustees, 28, 488-496, Hungria. <https://doi.org/10.1093/tandt/ttac062>
- Mugarura, N. & Ssali, E. (2021). Complexidades da Regulação de Lavagem de Dinheiro e Crimes Cibernéticos em um Sistema Global Fluido, Journal of Money Laundering Control, 24, 10-28, Uganda. <http://dx.doi.org/10.1108/JMLC-11-2019-0092>
- Murad Mehmet e Duminda Wijesekera (2013). *Usando Estimativa de Risco Dinâmico e Análise de Rede Social para Detectar a Evolução da Lavagem de Dinheiro*, plataforma IEEE Xplore, conferência IFIP WG 11.9 Conference on Digital Forensics, EUA. <https://doi.org/10.1109/THS.2013.6699020>
- Nikoloska, S. & Simonovski, I. (2012). *Papel dos bancos como entidade no sistema de prevenção da lavagem de dinheiro na Macedônia*, Revista Procedia - Social and Behavioral Sciences 44, 453 – 459, Macedonia. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.05.050>
- Ogbeide, H., Thomson, M. E., Gonul, M. S., Onkal, D., Bhowmick, S. & Bello, A. U. (2024). *Repensando as Percepções dos Especialistas na Avaliação de Risco de Lavagem de Dinheiro*, Revista European Journal on Criminal Policy and Research, Reino Unido e Turquia. <http://dx.doi.org/10.1007/s10610-024-09593-x>
- Ogbeide, H., Thomson, M. E., Gonul, M. S., Pollock, A. C., Bhowmick, S. e Bello, A. U. (2023). *A avaliação de risco de lavagem de dinheiro: uma abordagem probabilística*, Revista

- Journal of Business Research, 162, Reino Unido.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113820>
- Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (2022). *Traduzindo uma Abordagem de Due Diligence Baseada em Risco para a Lei*, Nota de fundo OECD sobre desenvolvimentos regulatórios relacionados à due diligence para a conduta empresarial responsável, França,
<https://mneguidelines.oecd.org/guia-da-ocde-de-devida-diligencia-para-uma-conduta-empresarial-responsavel-2.pdf>
- Satink, A.E.J., Schuyt, P., Sombroek, M.P. (2023). *A re-evaluation of the role of criminal law in combating parental violence in the Netherlands: Access to criminal justice for child victims of parental violence from a children's and human rights perspective*. U.S.A. Department of Criminal Law. <https://doi.org/10.1163/15718174-bja10041>
- Saxena, C. & Kumar, P. (2023). *Análise bibliométrica do Journal of Money Laundering Control: tendências emergentes e um caminho a seguir*. Journal of Money Laundering Control, 26(5), 947-969, India. <http://dx.doi.org/10.1108/JMLC-06-2022-0075>
- Sedova, N. V., Melnikova, D. M., Marien, L. S. & Sizova, D. A. (2022). *Análise comparativa da prevenção da lavagem de dinheiro proveniente de crimes em diferentes países*, Revista Cuestiones Políticas, 40(72), 716-728, Venezuela.
<http://dx.doi.org/10.46398/cuestpol.4072.42>
- Segovia-Vargas, M. J. (2021). *Detecção de lavagem de dinheiro e financiamento do terrorismo usando redes neurais e um indicador de anormalidade*, Revista Expert Systems with Applications - Elsevier, Espanha. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114470>
- Șerban, C. I., Popa, C., Mocanu, S. & Saru, D. (2023). *Algoritmos dedicados para minimização de risco em transações financeiras suspeitas*, International Conference on Computer Science and Computational Intelligence - CSCS, 1-6, Romênia.
<http://dx.doi.org/10.1109/CSCS.2019.00107>
- Siqueira, F. F. (2023). *Facilitação à Lavagem de Dinheiro? Um Estudo sobre as Cédulas de 200 Reais Produzidas para Pagamento do Auxílio Emergencial, Universidade de Brasília - UnB, Dissertação*, Brasil, <http://repositorio2.unb.br/jspui/handle/10482/47799?locale=fr>
- Soares, J. O. (2019). *A teoria da cegueira deliberada e sua aplicabilidade aos crimes financeiros*, Promotor de Justiça do Estado do Ceará, Revista Acadêmica Escola Superior do Ministério Público do Ceará, Brasil.
<https://doi.org/10.54275/raesmpce.v11i2.91>

- Suxberger, A.H.G. & Pasiani, R.P.R. (2017). *O papel da inteligência financeira na persecução dos crimes de lavagem de dinheiro e ilícitos relacionados*, Revista Brasileira de Políticas Públicas, 8(1), 310-339, Brasil. <http://dx.doi.org/10.5102/rbpp.v8i1.4618>
- Teichmann, F. M. J. & Falker, M. C. (2023). *Lavagem de dinheiro – o método do ouro*, Journal of Money Laundering Control, 26, 509-522, Suíça. <https://doi.org/10.1108/JMLC-07-2019-0060>
- Turki, M., Hamdan, A., Al Ajmi, J. & Razzaque, A. (2021). *Tecnologia regulatória (Regtech) e prevenção da lavagem de dinheiro: estudo exploratório do Bahrein*. Advanced Machine Learning Technologies and Applications Proceedings of AMLTA 2020, 1141, Bahrain. http://dx.doi.org/10.1007/978-981-15-3383-9_32
- Wooldridge, J. M. (2016). *Introdução à Econometria: Uma Abordagem Moderna*. 6. ed. São Paulo: Cengage Learning. https://books.google.com.br/books/about/Introdu%C3%A7%C3%A3o_%C3%A0_econometria.html?id=fPjXEAAQBAJ&redir_esc=y
- Yu, Y., Xu, Y., Wang, J., Li, Z. & Cao, B. (2022). *Identificação de Risco de Lavagem de Dinheiro em Instituições Financeiras com Base em Redes Neurais Gráficas em Nível de Aspecto*, IEEE 22nd International Conference on Software Quality, Reliability and Security Companion, China. <http://dx.doi.org/10.1109/QRS-C57518.2022.00086>

Apêndice 1 - Índices das Publicações e das Autorias

Elaboração própria, com base em busca de índices do autor pelo Google Acadêmico, em 14/01/2025.

Legenda: * Orcid não vinculado às bases de dados ou não localizado; ** Citação do autor não localizada, inserida citação da obra.

	Revista	Artigo/ (Ano)	Índice h do Autor	Citações do Autor	Autor/ (País)
1	Journal of Money Laundering Control	<i>Bibliometric analysis of Journal of Money Laundering Control: emerging trends and a way forward</i> (2023)	9	519	Charu Saxena (Índia)
			116	79.959	Pardeep Kumar (Índia)
2	Journal of Money Laundering Control	<i>The fight against money laundering: An economic analysis of a cost-benefit paradoxon</i> (2007)	*	177**	Hans Geiger (Suíça)
			*	177**	Oliver Wuensch (Suíça)

	Revista	Artigo/ (Ano)	Índice h do Autor	Citações do Autor	Autor/ (País)
3		<i>Biases in risk assessments under EU anti-money laundering law – evidence of the better-than-average effect from Germany (2021)</i>	5	153	Lars Haffke (Alemanha)
			14	653	P. Maume (Alemanha)
			45	11.531	P. Zimmermann (Alemanha)
4		<i>Data mining for statistical analysis of money laundering transactions (2019)</i>	17	1.196	Mark Eshwar Lokanan (Canadá)
5		<i>Money laundering – the gold method (2023)</i>	20	1.488	Fabian Maximilian Johannes Teichmann (Suíça)
			*	18**	Marie-Christin Falker (Suíça)
6		<i>Intricacies of anti-money laundering and cyber-crimes regulation in a fluid global system (2021)</i>	*	20**	Norman Mugarura (Uganda)
			*	20**	Emma Ssali (Uganda)
7		<i>Identifying and reducing the money laundering risks posed by individuals who have been unknowingly recruited as money mules (2020)</i>	10	227	Ehi Eric Esoimeme (EUA)
8		<i>Virtual assets and the prevention of money laundering: a critical and comparative analysis of the laws of Mauritius, Japan and South Africa (2024)</i>	7	190	Ambareen Beebeejaun (Ilhas Maurício)
			2	10	Bhavna Mahadew (Ilhas Maurício)
9	Revista <i>Procedia - Social and Behavioral Sciences</i>	<i>Role of banks as entity in the system for prevention of money laundering in the Macedonia (2012)</i>	3	48	Svetlana Nikoloska (Macedônia)
			1	2	Ivica Simonovski (Macedônia)
10	Revista <i>Cuestiones Políticas</i>	<i>Comparative analysis of the prevention of the laundering of the proceeds of crime in different countries (2022)</i>	*	3**	Nadezda Vasilievna Sedova (Venezuela)
			*	3**	Darya Mikhailovna Melnikova (Venezuela)
			*	3**	Ludmila Sergeevna Marien (Venezuela)
			*	3**	Darina Alexandrovna Sizova (Venezuela)

	Revista	Artigo/ (Ano)	Índice h do Autor	Citações do Autor	Autor/ (País)
11	Revista <i>Economics & Sociology</i>	<i>Clustering Of The European Union Member States Based On Money Laundering Measuring Indices</i> (2022) .	21	1.389	Gaspareniene, L. (Lituânia)
			*	6**	Gagyte, G. (Lituânia)
			24	2.201	Remeikiene, R. (Lituânia)
			8	258	Matuliene, S. (Lituânia)
12	Revista Brasileira de Políticas Públicas	O papel da inteligência financeira na persecução dos crimes de lavagem de dinheiro e ilícitos relacionados (2017)	11	497	Antonio Henrique Graciano Suxberger (Brasil)
			*	7**	Rochelle Pastana Ribeiro Pasiani (Brasil)
13	<i>Journal of Common Market Studies</i>	<i>Client privilege, compliance and the rule of law: Swedish lawyers and money laundering prevention</i> (2016)	*	13**	Karin Svedberg Helgesson (Suécia)
			*	13**	Ulrika Mörth (Suécia)
14	Revista Eletrônica da Procuradoria Geral do Estado do Rio de Janeiro	Mitigação de riscos na validação da veracidade de cadastros compartilhados pelas instituições financeiras e o processo de análise dos indícios de lavagem de dinheiro (2021)	*	3**	Alessandro Fernandes (Brasil)
			9	311	João Zani (Brasil)
15	Revista Acadêmica Escola Superior do Ministério Público do Ceará	A teoria da cegueira deliberada e sua aplicabilidade aos crimes financeiros (2019)	*	9**	Jucelino Oliveira Soares (Brasil)
16	Revista <i>Thesis Juris</i>	<i>Compliance: Prevenção ao crime de lavagem de dinheiro nas instituições financeiras</i> (2016)	*	9**	Sólon Cícero Linhares (Brasil)
			12	375	Talita Rebecca Santos Corrêa de Oliveira (Brasil)
17	Revista <i>Trusts & Trustees</i>	<i>The impacts of beneficial owner registration on Hungarian asset management foundations, trusts and hybrid trusts</i> (2022)	2	15	Ákos Menyhei (Hungria)
18	Revista <i>Expert Systems with Applications</i>	<i>Money laundering and terrorism financing detection using neural networks and an abnormality indicator</i> (2021)	20	1529	María Jesús Segovia-Vargas (Espanha)

	Revista	Artigo/ (Ano)	Índice h do Autor	Citações do Autor	Autor/ (País)
19	<i>Advanced Machine Learning Technologies and Applications Proceedings of AMLTA 2020</i>	<i>Regulatory technology (regtech) and money laundering prevention: exploratory study from Bahrain (2021)</i>	*	13**	Mead Turki (Bahrain)
			42	7.228	Allam Hamdan (Bahrain)
			21	3.466	Jasim Al Ajmi (Bahrain)
			19	1.368	Anjum Razzaque (Bahrain)
20	<i>Revista European Journal on Criminal Policy and Research</i>	<i>Rethinking Expert Perceptions in Money Laundering Risk Assessment (2024)</i>	1	25	Henry Ogbeide (Reino Unido)
			18	1.281	Mary Elizabeth Thomson (Reino Unido)
			17	2.054	Mustafa Sinan Gonul (Reino Unido)
			33	4.442	Dilek Onkal (Reino Unido)
			8	305	Sanjay Bhowmick (Reino Unido)
			2	6	Abdullahi Usman (Turquia)
21	<i>Revista Mexican Law Review</i>	<i>The Constitutionality of the Proportionality Test to Prove Money Laundering (2024)</i>	*	8**	Pedro Rubén Torres Estrada (México)
			1	25	Henry Ogbeide (Reino Unido)
22	<i>Journal of Business Research</i>	<i>The anti-money laundering risk assessment: A probabilistic approach (2023)</i>	18	1.281	Mary Elizabeth Thomson (Reino Unido)
			17	2.054	Mustafa Sinan Gonul (Reino Unido)
			*	27**	Andrew Castairs Pollock (Reino Unido)
			8	305	Sanjay Bhowmick (Reino Unido)
			2	6	Abdullahi Usman (Turquia)

	Revista	Artigo/ (Ano)	Índice h do Autor	Citações do Autor	Autor/ (País)
23	Revista Quaestio Iuris	<i>The Enforced Self-Regulation Model And The Theory Of Capture: Obstacles To The Effectiveness In Money Laundering Combat In Brazil</i> (2017)	*	13**	José Carlos de Oliveira (Brasil)
			4	37	Leonardo Simões Agapito (Brasil)
			*	13**	Matheus de Alencar e Miranda (Brasil)
24	Revista <i>Financial and Credit Activity: Problems of Theory and Practice</i>	<i>Money laundering: macroeconomic assessment methods and current trend in Ukraine</i> (2020)	*	19**	Oleksandr Korystin (Ucrânia)
			*	19**	Nataliia Svyrydiuk (Ucrânia)
			*	19**	Ya. O. Likhovitsky (Ucrânia)
			3	43	O. M. Mitina (Ucrânia)
			18	1.169	Iryna Mihus (Brasil)
25	ResearchGate	<i>Network Analytics for Anti-Money Laundering--A Systematic Literature Review and Experimental Evaluation</i> (2024)	1	2	Bruno Deprez (Bélgica)
			5	115	Toon Vanderschueren (Bélgica)
			79	26.614	Bart Baesens (Bélgica)
			23	2.502	Tim Verdonck (Bélgica)
			33	5.030	Wouter Verbeke (Bélgica)
26		Mineração de dados como suporte à detecção de lavagem de dinheiro (2016)	*	N.I.**	Eberth Lopes de Paula (Brasil)
27	Universidade de Brasília - UnB, dissertação	Um Escore de Risco para Classificação de Transações Suspeitas de Lavagem de Dinheiro via Regressão Ordinal (2017)	*	N.I.**	Maria Clara Vieira Borba e Prof. Dr. Eduardo Yoshio Nakano (Brasil)
		Facilitação à Lavagem de Dinheiro? Um Estudo sobre as Cédulas de 200 Reais Produzidas para Pagamento do Auxílio Emergencial (2023)	*	N.I.**	Flavia Freitas de Siqueira (Brasil)
29	Conferência IFIP WG 11.9 Conference on Digital Forensics	<i>Using dynamic risk estimation & social network analysis to detect money laundering evolution</i> (2013)	*	11**	Murad Mehmet (EUA)
			37	6.710	Duminda Wijesekera (EUA)

	Revista	Artigo/ (Ano)	Índice h do Autor	Citações do Autor	Autor/ (País)
30	Conferência International Conference on Computer Science and Computational Intelligence - CSCS	<i>Dedicated Algorithms for Risk Minimization in Suspicious Financial Transactions (2023)</i>	*	N.I.**	Cornel Ion Serban (Romênia)
			5	57	Cosmin Popa (Romênia)
			12	539	Stefan Mocanu (Romênia)
			6	91	Daniela Saru (Romênia)
31	IEEE 22nd International Conference on Software Quality, Reliability, and Security Companion	<i>Identification of Money Laundering Risk in Financial Institutions Based on Aspect-Level Graph Neural Networks (2022)</i>	*	4**	Yahan Yu Yixuan Xu (China)
			*	4**	Jian Wang (China)
			*	4**	Zhenxing Li (China)
			*	4**	Bin Cao (China)
32	Revista Eletrônica Contabeis.com.br	Lavagem de dinheiro e os perigos para a contabilidade gerencial (2019).	*	N.A.	Edvaldo José Ferreira (Brasil)

Apêndice 2 – Principais Relatórios e Documentos Oficiais sobre o Tema no Mundo

Elaboração própria, com base em dados oficiais dos países de maiores publicações

	Documento/ Relatório - Emitido por	Conteúdo
1	Diretrizes de AML (Anti-Money Laundering) - Banco Central de Oman	O Relatório Anual do CBO fornece uma análise macroeconômica detalhada dos principais setores da economia de Omã para o ano.
2	Avaliação Setorial de Risco (ASR) - Banco Central do Brasil – regula o setor financeiro no Brasil	Documento fundamental para identificar e analisar os riscos específicos de lavagem de dinheiro e financiamento do terrorismo (LD/FT) em um determinado setor econômico no Brasil.

3	Avaliação Nacional de Risco (ANR) - Banco Central do Brasil – regula o setor financeiro no Brasil	Avaliação que identifica e cataloga os principais riscos de lavagem de dinheiro e financiamento do terrorismo (LD/FT) no Brasil; conduzida pelo Conselho de Controle de Atividades Financeiras (COAF) com o setor privado, as autoridades governamentais e a sociedade civil. O resultado da ANR serve para definir políticas públicas e alocar recursos e resulta em obrigações para o setor público e privado, instituições financeiras e outras atividades e profissões.
4	Relatório de Inteligência Financeira - Conselho de Controle de Atividades Financeiras (COAF) - Unidade de Inteligência Financeira (UIF) do Brasil	Avaliação setorial de riscos, cujos resultados são utilizados para definir políticas públicas e alocar recursos, bem como para conceber e executar medidas preventivas ou mitigadoras dos riscos de LD/FT.
5	<i>Annual Review of Non-Cooperative Countries and Territories</i> - Grupo de Ação Financeira Internacional (GAFI)	Produz relatórios que estabelecem padrões globais para a implementação de medidas anti-lavagem de dinheiro
6	<i>Basel Anti-Money Laundering (AML) Guidance</i> - Comitê de Supervisão Bancária de Basileia (BCBS)	Diretrizes e relatórios que orientam os bancos na prevenção da lavagem de dinheiro
7	<i>Mutual Evaluation Reports - FATF (Financial Action Task Force)</i>	Recomendações e relatórios periódicos que avaliam a eficácia na implementação das normas contra lavagem de dinheiro nos países membros
8	<i>World Drug Report</i> -Oficina das Nações Unidas sobre Drogas e Crime (UNODC)	Aborda aspectos da lavagem de dinheiro relacionados ao tráfico de drogas
9	<i>National Money Laundering Risk Assessment</i> - Secretaria do Tesouro dos EUA (U.S. Department of the Treasury)	Analisa os riscos de lavagem de dinheiro e identifica áreas de preocupação para políticas futuras
10	<i>SAR Stats - Financial Crimes Enforcement Network (FinCEN)</i>	Relatórios de atividades suspeitas (SARs) nos Estados Unidos
11	<i>Report on the Application of Directive (EU) 2015/849</i> - Comissão Europeia	Avaliam a aplicação da legislação anti-lavagem de dinheiro na União Europeia
12	<i>Economic Analysis of Money Laundering</i> -Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE)	Estudos, diretrizes e relatórios sobre o impacto econômico da lavagem de dinheiro

13	Relatório de Atividades Suspeitas do Canadá (FINTRAC) - Centro de Análise de Relatórios e Transações Financeiras do Canadá (FINTRAC)	Publica trimestralmente relatórios que incluem estatísticas sobre atividades suspeitas, identificando tendências e setores que apresentam maior risco de LD/FT no país. O relatório ajuda as instituições financeiras na adoção de medidas apropriadas para mitigar riscos.
14	Relatório Anual de Inteligência Financeira da Austrália (AUSTRAC)	Apresenta anualmente um relatório que compila dados sobre comunicações de operações suspeitas, abrangendo informações sobre onde e como as atividades suspeitas estão ocorrendo, facilitando a análise de riscos para as instituições financeiras australianas
15	Relatório sobre Atividades Suspeitas do Reino Unido - Agência Nacional do Crime (NCA) do Reino Unido	Disponibiliza um relatório anual que detalha o número e a natureza das comunicações de operações suspeitas feitas pela indústria financeira.
16	Relatório <i>Suspicious Transaction Reports (STRs)</i> da Índia - Unidade de Inteligência Financeira da Índia (FIU-IND)	Emite relatórios periódicos que contêm dados sobre transações suspeitas comunicadas por instituições financeiras e outros setores.
17	Resolução COAF/GTANR nº 6 de 15/01/2025 - Conselho de Controle de Atividades Financeiras (COAF)	Estabeleceu diretrizes para aprimorar a Avaliação Nacional de Riscos (ANR) de lavagem de dinheiro, financiamento do terrorismo e proliferação de armas de destruição em massa.

Apêndice 3 - Testes Estatísticos - GRETL

1) MQO Agrupado - 2010 a 2022 (COM Log)

MQO agrupado, usando 351 observações
 Incluídas 27 unidades de corte transversal
 Comprimento da série temporal = 13
 Variável dependente: l_COS
 Erros padrão agrupados por unidade

	coeficiente	erro padrão	razão-t	p-valor
const	-0,557756	0,908195	-0,6141	0,5445
l_COE	0,680685	0,0748875	9,089	1,49e-09 ***
l_PIB	0,398593	0,206531	1,930	0,0646 *
IndiMineraAAo	0,266537	0,248251	1,074	0,2928
IndiFavela	0,184980	0,277451	0,6667	0,5108
IndiFront	0,414217	0,291817	1,419	0,1676
IndiGdCentro	0,721889	0,195656	3,690	0,0010 ***
Média var. dependente	8,774734	D.P. var. dependente		1,638973
Soma resid. quadrados	254,4921	E.P. da regressão		0,860118
R-quadrado	0,729316	R-quadrado ajustado		0,724595
F(6, 26)	43,87638	P-valor(F)		2,21e-12
Log da verossimilhança	-441,6213	Critério de Akaike		897,2425
Critério de Schwarz	924,2680	Critério Hannan-Quinn		907,9985
rô	0,766274	Durbin-Watson		0,387953

Excluindo a constante, a variável com maior p-valor foi 9 (IndiFavela)

2) Teste de Colinearidade – VIF

Fatores de Inflacionamento da Variância (VIF)
 Valor mínimo possível = 1,0
 Valores > 10,0 podem indicar um problema de colinearidade

l_COE	1,583
l_PIB	1,707
IndiMineraAAo	1,435
IndiFavela	3,174
IndiFront	1,436
IndiGdCentro	2,591

VIF(j) = 1/(1 - R(j)^2), onde R(j) é o coeficiente de correlação múltipla entre a variável j e a outra variável independente

Diagnósticos de colinearidade de Belsley-Kuh-Welsch:

proporções de variância

lambda	cond	const	l_COE	l_PIB	IndiMine~	IndiFave~	IndiFront	IndiGdCe~
4,620	1,000	0,000	0,000	0,000	0,002	0,002	0,006	0,002
1,410	1,810	0,000	0,000	0,000	0,008	0,025	0,001	0,072
0,690	2,588	0,000	0,000	0,000	0,000	0,028	0,246	0,055
0,187	4,965	0,004	0,003	0,002	0,015	0,086	0,260	0,369
0,086	7,349	0,000	0,003	0,000	0,519	0,316	0,170	0,029
0,004	32,060	0,388	0,851	0,017	0,088	0,247	0,206	0,002
0,002	45,428	0,608	0,142	0,981	0,367	0,295	0,110	0,470

lambda = Autovalores inversa da matriz de covariância (o mais pequeno é 0,00223882)
 cond = índice de condição
 nota: as colunas de proporção da variância somam 1

De acordo com BKW, cond >= 30 indica uma quase dependência linear "forte", e cond entre 10 e 30 indica que é "moderadamente forte". Estimativas de parâmetros cuja variância está principalmente associada a valores problemáticos de cond podem ser consideradas problemáticas.

Quantidade de índices de condição >= 30: 2
 Proporções de variância >= 0,5 associadas com cond >=30:

const	l_COE	l_PIB	IndiFave~
0,996	0,993	0,998	0,542

Quantidade de índices de condição >= 10: 2

3) Teste de Chow

Regressão aumentada para o teste de Chow
 MQO, usando 351 observações
 Variável dependente: l_COS
 Erros padrão robustos à heteroscedasticidade, variante HC1
 Omitido devido a colinearidade exata: sd_IndiGdCentro

	coeficiente	erro padrão	razão-t	p-valor
const	1,71335	0,648494	2,642	0,0086 ***
l_COE	0,738592	0,0510057	14,48	2,62e-037 ***
l_PIB	-0,217941	0,0915272	-2,381	0,0178 **
IndiMineraAAo	0,582082	0,237175	2,454	0,0146 **
IndiFavela	0,525004	0,325771	1,612	0,1080
IndiFront	-0,629728	0,203720	-3,091	0,0022 ***
IndiGdCentro	0,167509	0,282467	0,5930	0,5536
splitdum	-10,0215	3,89384	-2,574	0,0105 **
sd_l_COE	-0,249143	0,0732425	-3,402	0,0008 ***
sd_l_PIB	2,43273	0,754964	3,222	0,0014 ***
sd_IndiMineraAAo	-0,049622	0,307257	-2,765	0,0060 ***
sd_IndiFavela	0,779513	0,267850	2,910	0,0039 ***
sd_IndiFront	1,02981	0,268819	3,831	0,0002 ***

Média var. dependente 8,774734 D.P. var. dependente 1,638973
 Soma resid. quadrados 204,8576 E.P. da regressão 0,778516
 R-quadrado 0,782109 R-quadrado ajustado 0,774373
 F(12, 338) 128,7343 P-valor(F) 4,1e-118
 Log da verossimilhança -403,5458 Critério de Akaike 833,0915
 Critério de Schwarz 883,2818 Critério Hannan-Quinn 853,0669

Teste de Chow para a falha estrutural na observação 14:02
 Qui-quadrado(6) = 79,3458 com p-valor 0,0000
 forma-F: F(6, 338) = 13,2243 com p-valor 0,0000

4) Teste de White para a heteroscedasticidade

Teste de White para a heteroscedasticidade
 MQO, usando 351 observações
 Variável dependente: uhat^2
 Omitido devido a colinearidade exata: X5_X7

	coeficiente	erro padrão	razão-t	p-valor
const	-2,80882	2,65844	-1,057	0,2915
l_COE	1,41049	0,520763	2,709	0,0071 ***
l_PIB	-1,61777	0,589315	-2,745	0,0064 ***
IndiMineraAAo	2,19615	1,65574	1,326	0,1856
IndiFavela	-35,2881	183,657	-0,1921	0,8478
IndiFront	1,28278	1,06737	1,202	0,2303
IndiGdCentro	27,5936	183,282	0,1506	0,8804
sq_l_COE	-0,0502351	0,0342807	-1,465	0,1438
X2_X3	-0,107639	0,0799836	-1,346	0,1793
X2_X4	0,331359	0,126483	2,620	0,0092 ***
X2_X5	-0,0961650	0,571114	-0,1684	0,8664
X2_X6	-0,323861	0,114251	-2,835	0,0049 ***
X2_X7	0,186421	0,523953	0,3558	0,7222
sq_l_PIB	0,322431	0,0610629	5,280	2,34e-07 ***
X3_X4	-1,10989	0,242192	-4,583	6,52e-06 ***
X3_X5	6,42873	32,3627	0,1986	0,8427
X3_X6	0,492023	0,245213	2,007	0,0456 **
X3_X7	-5,16850	32,2069	-0,1605	0,8726
X4_X5	2,00700	17,5538	0,1143	0,9090
X4_X6	-1,00456	0,351749	-2,856	0,0046 ***
X4_X7	-2,53998	17,5706	-0,1446	0,8851

R-quadrado não-ajustado = 0,198728

Estatística de teste: TR^2 = 69,753515,
 com p-valor = P(Qui-quadrado(20) > 69,753515) = 0,000000

5) Teste de Normalidade de Resíduos

Distribuição de frequência para residual, observações 1-351
 número de classes = 19, média = -1,40438e-015, desvio padrão = 0,860118

intervalo	pt. médio	frequência	rel.	acum.
< -2,1157	-2,2399	2	0,57%	0,57%
-2,1157 - -1,8672	-1,9914	5	1,42%	1,99%
-1,8672 - -1,6187	-1,7430	5	1,42%	3,42%
-1,6187 - -1,3703	-1,4945	6	1,71%	5,13%
-1,3703 - -1,1218	-1,2461	16	4,56%	9,69% *
-1,1218 - -0,87340	-0,99762	24	6,84%	16,52% **
-0,87340 - -0,62494	-0,74917	28	7,98%	24,50% **
-0,62494 - -0,37649	-0,50072	29	8,26%	32,76% **
-0,37649 - -0,12804	-0,25227	39	11,11%	43,87% ***
-0,12804 - 0,12041	-0,0038152	39	11,11%	54,99% ***
0,12041 - 0,36886	0,24464	38	10,83%	65,81% ***
0,36886 - 0,61731	0,49309	32	9,12%	74,93% ***
0,61731 - 0,86576	0,74154	33	9,40%	84,33% ***
0,86576 - 1,1142	0,98999	20	5,70%	90,03% **
1,1142 - 1,3627	1,2384	21	5,98%	96,01% **
1,3627 - 1,6111	1,4869	6	1,71%	97,72%
1,6111 - 1,8596	1,7353	4	1,14%	98,86%
1,8596 - 2,1080	1,9838	2	0,57%	99,43%
>= 2,1080	2,2322	2	0,57%	100,00%

Teste para a hipótese nula de distribuição normal:
 Qui-quadrado(2) = 1,533 com p-valor 0,46462

6) Teste de Autocorrelação

Regressão auxiliar utilizando o resíduo defasado:

	coeficiente	erro padrão	razão-t	p-valor
const	-1,49080	0,116305	-12,82	9,59e-013 ***
l_COE	0,806264	0,0140993	57,18	7,12e-029 ***
l_PIB	0,329318	0,0243240	13,54	2,76e-013 ***
IndiMineraAAo	0,275168	0,0400539	6,870	2,71e-07 ***
IndiFavela	0,0186981	0,0451194	0,4144	0,6820
IndiFront	0,342403	0,0377695	9,066	1,57e-09 ***
IndiGdCentro	0,647052	0,0444510	14,56	5,19e-014 ***
uhat(-1)	0,784648	0,0261076	30,05	1,01e-021 ***

n = 324, R-squared = 0,9098

Teste de Wooldridge para autocorrelação em dados em painel -
 Hipótese nula: Sem autocorrelação de primeira-ordem ($\rho = 0$)
 Estatística de teste: $t(26) = 30,0544$
 com p-valor = $P(|t| > 30,0544) = 1,0112e-021$

7) MQO Agrupado - período 2010 a 2016

--- : MQO agrupado, usando 189 observações
 Incluídas 27 unidades de corte transversal
 Comprimento da série temporal = 7
 Variável dependente: l_COE
 Erros padrão agrupados por unidade

	coeficiente	erro padrão	razão-t	p-valor
const	-1,31291	1,15100	-1,141	0,2644
l_COE	0,807825	0,147041	5,494	9,17e-06 ***
l_PIB	0,363065	0,223650	1,623	0,1166
IndiMineraAAo	0,423314	0,284079	1,490	0,1482
IndiFavela	-0,206845	0,438428	-0,4718	0,6410
IndiFront	0,343199	0,339328	1,011	0,3211
IndiGdCentro	0,771036	0,279780	2,756	0,0106 **

Média var. dependente	8,507184	D.P. var. dependente	1,601287
Soma resid. quadrados	135,6340	E.P. da regressão	0,863274
R-quadrado	0,718633	R-quadrado ajustado	0,709358
F(6, 26)	40,79649	P-valor(F)	5,14e-12
Log da verossimilhança	-236,8255	Critério de Akaike	487,6510
Critério de Schwarz	510,3432	Critério Hannan-Quinn	496,8441
rô	0,789675	Durbin-Watson	0,369556

Excluindo a constante, a variável com maior p-valor foi 9 (IndiFavela)

8) MQO Agrupado - período 2017 a 2022

MQO agrupado, usando 162 observações
 Incluídas 27 unidades de corte transversal
 Comprimento da série temporal = 6
 Variável dependente: l_COS
 Erros padrão agrupados por unidade

	coeficiente	erro padrão	razão-t	p-valor
const	-3,72038	0,626295	-5,940	2,87e-06 ***
l_COE	1,07869	0,0696265	15,49	1,21e-014 ***
l_PIB	0,118189	0,143270	0,8249	0,4169
IndiMineraAAo	0,217028	0,171160	1,268	0,2160
IndiFavela	-0,247831	0,194388	-1,275	0,2136
IndiFront	0,213139	0,156960	1,358	0,1862
IndiGdCentro	0,607616	0,160095	3,795	0,0008 ***
Média var. dependente	9,086875	D.P. var. dependente	1,632006	
Soma resid. quadrados	66,97985	E.P. da regressão	0,657364	
R-quadrado	0,843802	R-quadrado ajustado	0,837756	
F(6, 26)	113,4642	P-valor(F)	2,21e-17	
Log da verossimilhança	-158,3285	Critério de Akaike	330,6570	
Critério de Schwarz	352,2701	Critério Hannan-Quinn	339,4322	
rô	0,419918	Durbin-Watson	0,920917	

Excluindo a constante, a variável com maior p-valor foi 12 (l_PIB)

9) MQO Agrupado - período 2020 a 2022

MQO agrupado, usando 81 observações
 Incluídas 27 unidades de corte transversal
 Comprimento da série temporal = 3
 Variável dependente: l_COS
 Erros padrão agrupados por unidade

	coeficiente	erro padrão	razão-t	p-valor
const	-3,53560	0,776714	-4,552	0,0001 ***
l_PIB	0,0467094	0,129981	0,3594	0,7222
l_COE	1,12013	0,0876223	12,78	1,02e-012 ***
IndiMineraAAo	0,259766	0,147296	1,764	0,0896 *
IndiFavela	-0,346036	0,218710	-1,582	0,1257
IndiFront	0,0360456	0,123361	0,2922	0,7725
IndiGdCentro	0,455175	0,176592	2,578	0,0160 **
Média var. dependente	9,855821	D.P. var. dependente	1,379329	
Soma resid. quadrados	18,69513	E.P. da regressão	0,502630	
R-quadrado	0,877170	R-quadrado ajustado	0,867211	
F(6, 26)	87,97107	P-valor(F)	5,17e-16	
Log da verossimilhança	-55,55349	Critério de Akaike	125,1070	
Critério de Schwarz	141,8681	Critério Hannan-Quinn	131,8318	
rô	0,458094	Durbin-Watson	0,716986	

Excluindo a constante, a variável com maior p-valor foi 3 (IndiFront)