A Graph-Based Approach for Detecting Intermediary Accounts and Prioritizing Investigations in Money Laundering

Brenno Araújo Caldeira Silva[1], **Marcio Antonio da Silva Filho**[1], **Gustavo Rau de Almeida Callou**[1], **Rian Gabriel Pinheiro**[2], **Dimas Cassimiro do Nascimento Filho**[3], **Edvaldo dos Santos Veiga**[4]

[1] Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE)
Recife – PE – Brasil

[2]Universidade Federal de Alagoas (UFAL)
Maceió – AL – Brasil

[3]Universidade Federal do Agreste de Pernambuco (UFAPE)
Garanhuns – PE – Brasil

[4]Polícia Civil de Pernambuco (PCPE)
Recife – PE – Brasil

{brenno.araujo,marcio.antoniof,gustavo.callou}@ufrpe.br

rian@ic.ufal.br,dimas.cassimiro@ufape.edu.br

edvaldosantos.veiga@policiacivil.pe.gov.br

Abstract. *Money laundering involves complex transaction networks, making it difficult to identify suspicious accounts. In this work, we propose the Max-Flow Node Importance (MFNI) metric and its temporal extension (MTFI), which evaluate the impact of each node on the network's maximum flow capacity. The Mule Score is also employed, combining three graph-based metrics to identify potential intermediary accounts. The Mule Score incorporates explainability mechanisms that reveal the factors responsible for each node's classification. Case studies using real-world data show that accounts flagged as suspicious play a critical role in maintaining financial flows and therefore constitute priority targets for investigation.*

Resumo. *A lavagem de dinheiro envolve redes complexas de transações, dificultando a identificação de contas suspeitas. Neste trabalho, propõem-se as métricas Max-Flow Node Importance (MFNI) e sua extensão temporal (MTFI), que avaliam o impacto de cada nó na capacidade de fluxo máximo da rede. Também é utilizado o Mule Score, uma combinação de três métricas baseadas em grafos para identificar potenciais contas intermediárias. O Mule Score incorpora mecanismos de explicabilidade que evidenciam os fatores responsáveis pela classificação dos nós. Estudos de caso em dados reais mostram que contas sinalizadas como suspeitas exercem papel crítico na manutenção dos fluxos financeiros e constituem alvos prioritários para investigação.*

1. Introdução

A lavagem de dinheiro é um problema de grande escala para as agências de segurança e os orgãos de fiscalização. Estima-se que apenas uma pequena fração dos va-

lores ilícitos é efetivamente detectada e apreendida pelas autoridades competentes [Dumitrescu et al. 2022]. Além disso, entre 2% e 5% do Produto Interno Bruto (PIB) mundial (o equivalente a aproximadamente US$ 800 bilhões a US$ 1,87 trilhão) é movimentado por meio de operações de lavagem de dinheiro [Huang 2025]. A digitalização dos serviços financeiros e o crescimento de redes de pagamento em larga escala tornaram os fluxos de transação mais complexos. Nesse cenário, abordagens baseadas em grafos e aprendizado de máquina vêm ganhando destaque por sua capacidade de modelar relações em redes de transações [Huong et al. 2024, Karim et al. 2024].

Ao representar contas e transações como nós e arestas em um grafo, diferentes trabalhos mostram ganhos relevantes na identificação de atividades suspeitas, utilizando técnicas de mineração ou centralidade para destacar intermediários com papel desproporcional no fluxo de recursos [Rajender et al. 2025, Vilella et al. 2025]. Trabalhos como o *FlowScope* modelam a rede de transações como um grafo multipartido e definem uma métrica de anomalia para identificar fluxos densos que movem grandes quantias de dinheiro entre fontes e destinos [Li et al. 2020]. Mais recentemente, o *FlowSeries* propõe uma análise de fluxos em redes financeiras temporais para explorar padrões complexos de interação, como caminhos, ciclos e estruturas de *smurfing* [Capozzi et al. 2025]. Especificamente para o cenário de *smurfing*, o SMoTeF introduz uma estrutura que estende métodos baseados em grafos ao incorporar a ordem temporal [Shadrooh and Nørvåg 2024].

Dentro desse contexto, o trabalho de Huang propõe o *MuleTrace*, que combina aprendizado em grafos com detecção de intermediários como ponto de partida para revelar cadeias de lavagem de dinheiro de forma não supervisionada [Huang 2025]. Inspirado nessa abordagem, este trabalho propõe o uso do *MuleScore*, uma métrica que quantifica o grau em que um nó atua como intermediário em grafos de transações. O *MuleScore* é projetado como um indicador de atividades suspeitas, integrando informações estruturais e comportamentais extraídas do grafo de transações.

Além disso, propõe-se a métrica *Max-Flow Node Importance* (MFNI), que avalia o impacto de cada nó na capacidade global de fluxo da rede, medindo a redução relativa do fluxo máximo após sua remoção. Essa perspectiva aproxima-se de abordagens baseadas em fluxo máximo e fluxo temporal máximo no combate à lavagem de dinheiro.Por fim, a métrica *Max Temporal Flow Importance* (MTFI) estende o MFNI ao contexto temporal, incorporando explicitamente a ordem das transações no cálculo da importância de fluxo dos nós, em linha com a modelagem de fluxos temporais adotada em SMoTeF [Shadrooh and Nørvåg 2024] e em frameworks de análise de fluxos ao longo do tempo [Tariq and Hassani 2023, Capozzi et al. 2025].

As principais contribuições deste trabalho são: (i) formalização do *Mule Score* como indicador de risco interpretável para contas intermediárias; (ii) a métrica MFNI como abordagem complementar ao *Mule Score*; e (iii) a métrica MTFI como uma extensão temporal da MFNI, capaz de capturar a importância de nós para fluxos ilícitos em redes de transações temporais.

2. Trabalhos Relacionados

Em [Dumitrescu et al. 2022], é proposto um método de detecção de anomalias em grafos de transações bancárias baseado em *features* de *egonet* e *egonet* reduzido, além de *random*

walks, combinadas com *Isolation Forest* . O foco é identificar nós anômalos em geral, sem distinguir explicitamente o papel de intermediários nem quantificar sua importância para o fluxo global. Em contraste, o presente trabalho introduz o *Mule Score* como indicador específico e interpretável para contas intermediárias, bem como métricas de importância de fluxo (MFNI/MTF) que medem diretamente o impacto de um nó na capacidade de fluxo da rede.

[Karim et al. 2024] investigam técnicas escaláveis de aprendizado semi-supervisionado em grafos para o combate à lavagem de dinheiro, combinando *graph embeddings* (Node2Vec, GraphSAGE, DGT) com classificadores em pipeline e arquiteturas GNN de ponta a ponta. O objetivo é classificar nós suspeitos em grandes grafos, explorando tanto estrutura quanto atributos espaciais e temporais. Diferentemente, o presente trabalho não foca em arquiteturas de aprendizado profundo, mas em métricas analíticas interpretáveis (*MuleScore*, MFNI, MTF) que podem ser integradas como *features* a esses modelos ou usadas de forma independente.

Os autores em [Huong et al. 2024] constroem grafos de transações e aprendem representações dirigidas dos nós, inspiradas em modelagem de linguagem, para alimentar um modelo *Random Forest* na predição de comportamento suspeito. A ênfase está na codificação supervisionada de relações e comunidades no grafo, com tratamento de desbalanceamento de classes. O presente trabalho, por sua vez, propõe medidas explícitas de intermediação e de importância para o fluxo.

[Rajender et al. 2025] modelam transações financeiras como grafos direcionados e utilizam técnicas de *graph mining*, como centralidade de grau e pesos de arestas, para identificar padrões anômalos e usuários centrais com comportamento desviante. O estudo demonstra a viabilidade de centralidades simples e análise visual para detecção de anomalias.

Os autores em [Capozzi et al. 2025] apresentam o *FlowSeries*, um framework para análise de fluxos em redes financeiras baseado na decomposição temporal de trajetórias de transferência de recursos. O trabalho enfatiza a reconstrução e visualização de séries de fluxo (*flow series*), permitindo rastrear como valores monetários se propagam pela rede ao longo do tempo. Por outro lado, as métricas propostas neste trabalho buscam identificar quais nós são mais críticos para a manutenção desses fluxos e, consequentemente, mais relevantes para investigações de lavagem de dinheiro.

[Huang 2025] propõe o *MuleTrace*, um framework para detecção de cadeias de lavagem de dinheiro que combina aprendizado em grafos com a identificação de contas-mula em grafos de transações financeiras. A abordagem utiliza características associadas ao comportamento de intermediários para identificar potenciais *money mules* e emprega técnicas não supervisionadas para rastrear e descobrir cadeias de lavagem de dinheiro a partir desses nós. O presente trabalho compartilha a motivação de identificar contas intermediárias, porém adota uma abordagem distinta ao propor o *Mule Score* como um indicador direto e interpretável para classificação de nós intermediários. Dessa forma, esta pesquisa acrescenta um mecanismo de explicabilidade que fornece aos analistas uma justificativa textual sobre os fatores que mais contribuíram para a classificação de uma conta como suspeita, favorecendo a transparência e a interpretabilidade do processo de detecção.

[Li et al. 2020] propõem o *FlowScope*, uma abordagem para detecção de lavagem de dinheiro baseada na análise de fluxos em grafos multipartidos de transações financeiras. O *FlowScope* modela explicitamente a movimentação de recursos entre contas e busca identificar cadeias completas de transferência de dinheiro. Embora o presente trabalho compartilhe a preocupação com a análise de fluxos financeiros, seu objetivo é distinto: em vez de identificar sub-redes completas envolvidas em esquemas de lavagem, propõe métricas para avaliar a relevância individual de cada conta na sustentação desses fluxos.

[Shadrooh and Nørvåg 2024] propõem o *SMoTeF* (*Smurf Money Laundering Detection using Temporal Order and Flow Analysis*), uma abordagem voltada para a detecção de esquemas de lavagem do tipo *smurfing*, nos quais grandes quantias são fragmentadas em múltiplas transações menores para evitar mecanismos tradicionais de monitoramento. O método combina análise temporal e análise de fluxos para reconstruir sequências de movimentações financeiras e identificar padrões característicos desse tipo de fraude.

Os autores em [Tariq and Hassani 2023] apresentam uma abordagem para detecção de fluxos temporais de lavagem de dinheiro em bases contendo bilhões de transações, sem assumir previamente uma topologia específica para os esquemas criminosos. A proposta concentra-se na descoberta eficiente de fluxos suspeitos em larga escala, priorizando a reconstrução de trajetórias de transferência de recursos. Diferentemente, o presente trabalho não tem como objetivo principal detectar cadeias completas de lavagem de dinheiro, mas identificar e priorizar contas relevantes dentro dessas cadeias.

[Vilella et al. 2025] propõem o *WeirdNodes*, um método de detecção de anomalias em redes temporais voltado para o combate a crimes financeiros. A abordagem utiliza métricas de centralidade calculadas ao longo do tempo para identificar nós cujo comportamento difere significativamente do padrão observado na rede. O presente trabalho difere ao concentrar-se especificamente na identificação de contas intermediárias e na avaliação de sua importância para os fluxos financeiros. Além disso, a inclusão de explicações textuais sobre os fatores que influenciaram cada classificação pelo *Mule Score* aumenta a transparência dos resultados, aspecto não abordado pelo *WeirdNodes*.

Esses trabalhos evidenciam uma evolução significativa na literatura de detecção de anomalias e lavagem de dinheiro em grafos, passando de abordagens centradas em features estruturais e centralidades estáticas para métodos que incorporam aprendizado de máquina, representação latente e análise temporal de fluxos. Apesar desse avanço, observa-se uma lacuna consistente relacionada à ausência de métricas explicitamente interpretáveis voltadas à avaliação do papel funcional de nós individuais, em especial contas intermediárias, no contexto da dinâmica global da rede. Além disso, muitas abordagens priorizam a detecção de anomalias ou a reconstrução de cadeias completas de transações, sem quantificar diretamente a importância de cada entidade para a manutenção dos fluxos financeiros. Nesse contexto, este trabalho se diferencia ao propor métricas interpretáveis e orientadas a fluxo (como o Mule Score, MFNI e MTFI), que complementam a literatura existente ao permitir a identificação e a explicação da relevância estrutural e funcional de nós intermediários em redes financeiras.

3. Algoritmos Propostos

Esta seção apresenta os algoritmos propostos para auxiliar na identificação de intermediários em investigações de lavagem de dinheiro.

3.1. Mule Score

É definido um escore (*Mule Score*), baseado em [Huang 2025], o qual combina três sinais complementares, conforme mostrado a seguir. Diferentemente do trabalho original, a presente abordagem não utiliza métodos de aprendizado não supervisionado e incorpora mecanismos de explicabilidade que permitem identificar quais componentes contribuíram para a pontuação de cada nó:

$$\text{MuleScore}(v) = \alpha \cdot \text{Bet}(v) + \beta \cdot \text{Bal}(v) + \gamma \cdot \text{Vol}(v) \tag{1}$$

onde α, β e γ são pesos que controlam a importância de cada componente no cálculo do escore. Além disso, $\text{Bet}(v)$ é a centralidade de intermediação do vértice v, definida como:

$$\text{Bet}(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \tag{2}$$

onde σ_{st} é o número total de caminhos mínimos entre os vértices s e t, e $\sigma_{st}(v)$ é o número desses caminhos que passam por v. Em seguida, o valor é normalizado pela maior centralidade de intermediação observada entre todos os vértices do grafo.

O termo $\text{Bal}(v)$ mede o equilíbrio entre os fluxos financeiros de entrada e saída do nó. Valores próximos de 1 indicam baixa retenção de saldo, comportamento associado à contas intermediárias. Esse componente é definido por:

$$\text{Bal}(v) = 1 - \frac{|I_v - O_v|}{(I_v + O_v + c)} \tag{3}$$

onde I_v é a soma dos valores das transações recebidas por v, O_v é a soma dos valores das transações enviadas por v, e c é uma constante pequena para evitar divisão por zero.

Por fim, $\text{Vol}(v)$ é o volume máximo diário movimentado pelo nó v, posteriormente normalizado em relação ao maior volume observado no grafo. Inicialmente, calcula-se o maior volume diário observado para o nó:

$$\text{Vol}(v, \Delta t) = \max_{\Delta t \in D} \left(\sum_{t_i \in T_v(\Delta t)} \text{valor}(t_i) \right) \tag{4}$$

onde $T_v(\Delta t)$ é o conjunto de transações envolvendo o nó v dentro da janela Δt, $\text{valor}(t_i)$ é o valor monetário da transação t_i e D representa o conjunto de todas as janelas diárias consideradas no período analisado.

Em seguida, o valor é normalizado pelo maior volume observado entre todos os nós do grafo:

$$\text{Vol}(v) = \frac{\text{Vol}(v, \Delta t)}{\max_{u \in V} \text{Vol}(u, \Delta t)} \tag{5}$$

A ponderação de 40%/40%/20% para os valores de α, β e γ foi definida empiricamente com o objetivo de priorizar a estrutura topológica e o comportamento do fluxo em relação ao volume absoluto. Ressalta-se, entretanto, que esses pesos podem ser ajustados conforme os requisitos da investigação e os objetivos dos analistas envolvidos.

Após o cálculo do *Mule Score* para todos os nós da rede, é aplicado um limiar de decisão τ para identificar os elementos potencialmente associados à atividade de intermediação financeira ilícita. Neste trabalho, τ corresponde ao percentil 99 da distribuição dos escores obtidos, de modo que apenas os 1% dos nós com maiores pontuações sejam classificados como suspeitos. Formalmente:

$$\tau = P_{99}\left(\text{MuleScore}(v) \mid v \in V\right) \tag{6}$$

onde P_{99} representa o percentil 99 dos escores calculados para o conjunto de nós V. Assim, o conjunto de nós sinalizados é definido por:

$$M = v \in V \mid \text{MuleScore}(v) \geq \tau \tag{7}$$

Essa estratégia permite adaptar automaticamente o critério de seleção à distribuição dos dados analisados, priorizando os casos mais extremos em cada rede investigada.

A explicabilidade do método é obtida pela decomposição do *Mule Score* em suas componentes ponderadas. Como a função de agregação é linear, é possível identificar diretamente a contribuição relativa de cada métrica individual para a classificação de cada nó. Dessa forma, o analista pode compreender quais comportamentos que levaram à acusação do nó suspeito. Adicionalmente, quando o volume transacional constitui um dos componentes dominantes, o método retorna informações explicativas, incluindo a janela temporal de maior movimentação, o montante total movimentado nessa janela e sua duração em dias. É importante destacar que essa informação não é contemplada no trabalho de [Huang 2025] e busca aumentar a interpretabilidade dos resultados obtidos.

Algoritmo 1: Explicabilidade do Componente Volume do *Mule Score*

Data: Transações T, janela temporal Δ
Result: Atributos explicativos por nó
foreach *nó* v **do**
  Considere as transações incidentes em v;
  Particione o tempo em janelas de tamanho Δ;
  $j^* \leftarrow \arg\max_j \ \text{Vol}_j(v)$;
  $V_{max}(v) \leftarrow \text{Vol}_{j^*}(v)$;
  $t_{ini}(v), t_{fim}(v) \leftarrow j^*$;
return $\{V_{max}, t_{ini}, t_{fim}\}$;

3.2. Max-Flow Node Importance

Para complementar a classificação baseada no *Mule Score*, a métrica *Max-Flow Node Importance* (MFNI) foi proposta. A motivação para essa métrica é verificar se os nós identificados como potenciais intermediários pelo *Mule Score* também desempenham um papel relevante na circulação de fluxos financeiros no grafo de transações. A ideia do MFNI consiste em medir o impacto da remoção de um nó sobre o fluxo máximo entre as

principais fontes e destinos da rede. Caso um nó seja responsável por intermediar grande parte do fluxo financeiro, sua remoção deverá provocar uma redução no fluxo máximo.

Inicialmente, os nós são classificados como fontes ou destinos com base na força e no grau. Neste contexto, a força corresponde à soma dos valores das transações associadas a um vértice. São consideradas separadamente as entradas (força de entrada) e as saídas (força de saída). Já o grau representa o número de conexões de entrada e saída do nó. Com base nisso, são definidos os seguintes escores:

$$\text{Score}_{\text{fonte}} = \alpha_p \cdot (S_{\text{out}} - S_{\text{in}}) + (1 - \alpha_p) \cdot (k_{\text{out}} - k_{\text{in}}) \tag{8}$$

$$\text{Score}_{\text{destino}} = \alpha_p \cdot (S_{\text{in}} - S_{\text{out}}) + (1 - \alpha_p) \cdot (k_{\text{in}} - k_{\text{out}}) \tag{9}$$

onde S_{in} e S_{out} representam, respectivamente, a força de entrada e de saída, enquanto k_{in} e k_{out} correspondem aos graus de entrada e saída. O parâmetro $\alpha_p \in [0, 1]$ controla a importância relativa entre força e grau.

Dessa forma, vértices que enviam mais valores do que recebem tendem a ser classificados como fontes, enquanto nós que recebem mais valores do que enviam são classificados como destinos. É importante destacar que os valores da diferença de força e grau são normalizados no intervalo $[0, 1]$. Essa normalização é necessária porque os valores monetários associados às arestas podem assumir magnitudes significativamente superiores aos graus, o que poderia enviesar a métrica mesmo na presença do fator de ponderação α_p.

Em seguida, são adicionados dois vértices artificiais: um *super source*, conectado às fontes, e um *super target*, conectado aos destinos. Assim, é calculado o fluxo máximo entre esses dois nós artificiais. O MFNI de cada nó v é então calculado como a redução relativa do fluxo máximo global após sua remoção:

$$\text{MFNI}(v) = \frac{F_{\max}(G) - F_{\max}(G \setminus \{v\})}{F_{\max}(G)} \tag{10}$$

onde $F_{\max}(G)$ representa o fluxo máximo original e $F_{\max}(G \setminus \{v\})$ representa o fluxo máximo com o nó v removido.

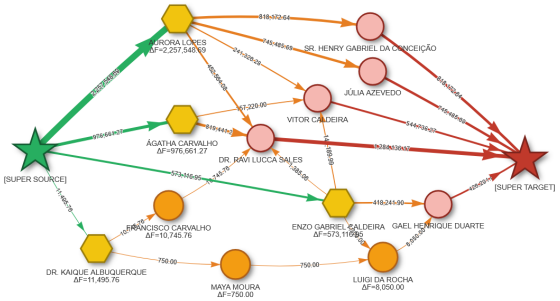


Figura 1. Exemplo do grafo de transações construído a partir do algoritmo proposto. Os hexágonos representam os vértices fonte, enquanto os círculos representam os vértices destino. As arestas representam o fluxo financeiro entre os participantes.

A Figura 1 ilustra um exemplo do grafo utilizado no cálculo do MFNI. Ela destaca os vértices fonte, destino e a inserção dos nós artificiais *super source* e *super target*. Além

disso, as arestas representam o fluxo financeiro entre os participantes e o ΔF de um vértice representa o fluxo máximo com aquele nó removido do grafo.

3.3. Max Temporal Flow Importance (MTFI)

Embora o MFNI considere a estrutura agregada do grafo de transações, muitas operações de lavagem de dinheiro dependem da sequência temporal das transferências realizadas entre as contas. Dessa forma, foi desenvolvida a métrica *Max Temporal Flow Importance* (MTFI), que estende o conceito de importância baseada em fluxo máximo para cenários em que a ordem temporal das transações deve ser preservada. A principal motivação do MTFI é avaliar a relevância de um nó considerando não apenas as conexões existentes na rede, mas também a cronologia dos fluxos financeiros.

Assim como no MFNI, inicialmente são identificados os principais nós fonte e destino da rede por meio dos escores definidos nas Equações (8) e (9). Os mesmos critérios de força de entrada, força de saída, grau de entrada e grau de saída são utilizados para inferir os vértices com maior potencial de originar ou absorver fluxos financeiros.

Em seguida, é construído um *Temporal Expanded Graph* (TEG), seguindo a modelagem proposta por [Akrida et al. 2019]. Este trabalho utiliza o TEG como estrutura de suporte para definir a métrica MTFI. Nessa representação, cada vértice do grafo original é expandido em múltiplas cópias temporais, correspondentes aos instantes em que participa de transações. Dessa forma, uma transação realizada do nó u para o nó v no instante t é representada por uma aresta temporal ligando a cópia temporal de u em t à cópia temporal de v em $t + \delta$, onde δ representa o tempo de trânsito considerado. Além disso, são adicionadas arestas de permanência (*buffer edges*) que permitem a manutenção do fluxo dentro de um mesmo nó ao longo do tempo. Essa transformação converte o problema de fluxo temporal em um problema equivalente de fluxo máximo em grafo estático expandido no tempo [Akrida et al. 2019].

O TEG é definido como $TEG = (V_T, E_T)$, com V_T e E_T representando, respectivamente, os nós e arestas no domínio temporal expandido. Após a construção do TEG, são adicionados dois vértices artificiais: um *super source*, conectado aos nós fonte em seu instante inicial, e um *super target*, conectado aos nós destino em seus instantes finais. O fluxo máximo temporal da rede é então calculado entre esses dois vértices artificiais, respeitando simultaneamente as restrições de capacidade e de ordem temporal das transações.

A importância temporal de um nó v é definida como a redução relativa do fluxo máximo temporal provocada pela remoção de todas as suas ocorrências temporais no TEG:

$$MTFI(v) = \frac{F_T(G) - F_T(G \setminus v)}{F_T(G)} \tag{11}$$

onde $F_T(G)$ representa o fluxo máximo temporal da rede original e $F_T(G \setminus v)$ corresponde ao fluxo máximo temporal obtido após a remoção do nó v e de todas as suas cópias temporais.

Valores elevados de MTFI indicam que o nó exerce papel crítico na manutenção dos fluxos financeiros ao longo do tempo, uma vez que sua remoção provoca uma redução

Algoritmo 2: Construção do Grafo Expandido Temporalmente (TEG)

Data: Arestas temporais $E = \{(u, v, t, c)\}$, fontes S, destinos D, buffer B, tempo de trânsito δ
Result: $TEG = (V_T, E_T)$
$V_T \leftarrow \emptyset,\ E_T \leftarrow \emptyset$;
foreach $(u, v, t, c) \in E$ **do**
  Associa t a u e $t + \delta$ a v;
foreach *nó* n **do**
  Adiciona instante 0 e ordena T_n;
  $V_T \leftarrow V_T \cup \{(n, \tau) \mid \tau \in T_n\}$;
  for $i \leftarrow 1$ **to** $|T_n| - 1$ **do**
    Adiciona aresta de buffer $((n, T_n[i]), (n, T_n[i + 1]))$ com capacidade B;
foreach $(u, v, t, c) \in E$ **do**
  $E_T \leftarrow E_T \cup \{((u, t), (v, t + \delta))$ com capacidade $c\}$;
return TEG;

significativa na capacidade temporal de transferência da rede. Dessa forma, o MTFI complementa o MFNI ao incorporar explicitamente a dimensão temporal das transações, permitindo identificar contas que atuam como intermediárias estratégicas em cadeias de movimentação financeira distribuídas ao longo do tempo.

4. Resultados Experimentais

Os experimentos foram conduzidos com base em dados transacionais reais devidamente anonimizados oriundos de uma investigação real da Polícia Civil do Estado de Pernambuco (PCPE).

4.1. Estudo de Caso I: Avaliação do MFNI

Este estudo de caso tem como objetivo verificar em que medida os nós classificados como suspeitos pelo *Mule Score* coincidem com aqueles identificados pela métrica MFNI. Além disso, investiga-se o potencial dessa abordagem como uma forma alternativa de identificar nós intermediários relevantes na rede. A validação foi realizada comparando o ranking dos nós segundo o *Mule Score* com o ranking segundo o MFNI.

O experimento foi conduzido sobre um grafo direcionado contendo 4011 nós e 5114 arestas. A identificação de fontes e destinos utilizou o parâmetro $\alpha_p = 0{,}7$, atribuindo maior peso à força das arestas em relação ao grau. Foram selecionados 10 nós como principais fontes e 10 nós como principais destinos, os quais foram conectados, respectivamente, ao *super source* e ao *super target*. A partir dessa estrutura, foi calculado o fluxo máximo global. Foram analisados dois cenários: (i) seleção dos 10 principais nós como fontes e 10 como destinos e (ii) seleção dos 20 principais nós como fontes e 20 como destinos. Em ambos os casos, os nós foram conectados, respectivamente, ao *super source* e ao *super target*. Em seguida, foi computado o fluxo máximo global.

A Tabela 1 apresenta os resultados obtidos. Observa-se que 24 dos 30 nós com maior *Mule Score* também figuram entre os 30 nós com maior MFNI, representando uma sobreposição de 80%. Além disso, o MFNI médio dos nós classificados como mulas é aproximadamente 8,6% superior ao MFNI médio global da rede, indicando que, em média, nós com alto *Mule Score* produzem impacto significativo no fluxo máximo do sistema. É importante destacar que o *Mule Score* proposto neste trabalho oferece uma vantagem ao fornecer mecanismos de explicabilidade. Essa contribuição fornece aos ana-

listas evidências adicionais para justificar a priorização de determinadas contas durante o processo investigativo.

Tabela 1. Validação Mule Score vs MFNI

# Nós source/target	Top-30 Overlap	MFNI Médio (Mule Nodes)	MFNI Médio (Global)
10	22/30 (73%)	0,0377	0,0347
20	24/30 (80%)	0,0361	0,0339

4.2. Estudo de Caso II: Avaliação do Max Temporal Flow Importance

Este estudo de caso tem como objetivo avaliar a capacidade da métrica *Max Temporal Flow Importance* (MTFI) em identificar nós potencialmente relevantes para a movimentação de recursos em redes financeiras temporais. Além disso, busca-se investigar a viabilidade computacional da abordagem quando aplicada a diferentes subconjuntos da rede. Os resultados obtidos pelo MTFI foram comparados com aqueles produzidos pelo *Mule Score*. Adicionalmente, foi analisado o impacto da redução do conjunto de nós avaliados sobre a qualidade dos resultados e o tempo de execução.

O experimento foi conduzido no mesmo grafo utilizado na subseção 4.1. Foram selecionados 10 nós como principais fontes e 10 nós como principais destinos. A partir desse grafo foi construído o *Temporal Expanded Graph* (TEG), utilizado como base para o cálculo do fluxo máximo temporal. O TEG resultante apresentou 30677 nós e 48030 arestas. Inicialmente, a métrica MTFI foi calculada para todos os nós da rede. Nesse cenário, observou-se que 21 dos 30 nós com maior *Mule Score* também figuram entre os 30 nós com maior MTFI. O tempo total de execução do experimento foi de aproximadamente 62,5 minutos. Todos os experimentos foram realizados em um computador equipado com o processador AMD Ryzen 5 5500, 16GB de memória RAM e sistema operacional Windows 11. A implementação foi desenvolvida em Python utilizando as bibliotecas NetworkX e Pandas.

Com o objetivo de reduzir o custo computacional, foi realizado um segundo experimento considerando apenas os 100 nós mais conectados da rede. Para essa seleção, os 4011 nós foram ordenados de acordo com a soma dos graus de entrada e saída, sendo escolhidos os 100 primeiros colocados. O cálculo do MTFI foi então restrito a esse subconjunto.

Os resultados obtidos para os 100 nós mais conectados foram comparados com aqueles produzidos pela execução completa sobre todos os 4011 nós. Observou-se que 99 dos 100 nós selecionados permaneceram presentes entre os 100 nós mais relevantes identificados pela execução completa, indicando elevada estabilidade dos resultados mesmo após a redução significativa do espaço de busca. O tempo de execução foi reduzido de 62,5 minutos para aproximadamente 1,5 minuto.

A Tabela 2 apresenta um resumo dos resultados obtidos. Observa-se que a restrição da análise aos nós mais conectados preserva grande parte dos resultados obtidos na execução completa, ao mesmo tempo em que reduz substancialmente o custo computacional. Esses resultados sugerem que estratégias de pré-seleção baseadas em conectividade podem tornar o cálculo do MTFI viável para redes de maior escala sem comprometer significativamente a qualidade dos nós identificados.

Tabela 2. Resultados do Max Temporal Flow Importance

Cenário	Top-30 Overlap	Correspondência	Tempo
Todos os 4011 nós	21/30	–	62,5 min
Top-100 mais conectados	20/30	99/100	1,5 min

Uma observação interessante para destacar na discussão é que a queda de apenas 1 nó no Top-30 overlap foi acompanhada por uma redução de 97,6% no tempo de execução, o que fortalece o argumento de que a filtragem pelos nós mais conectados é uma estratégia eficaz para tornar o MTFI escalável.

Outro resultado relevante foi observado ao analisar o nó que apresentou o maior valor de MTFI. A remoção desse nó provocou uma redução de aproximadamente 87% no fluxo máximo temporal da rede, evidenciando seu papel crítico na capacidade de transferência de recursos entre fontes e destinos. Entretanto, esse mesmo nó recebeu uma pontuação relativamente baixa segundo o *Mule Score*. Dessa forma, a combinação das duas análises mostra-se promissora. Esses resultados reforçam a hipótese de que abordagens complementares podem fornecer uma visão mais abrangente dos mecanismos de movimentação financeira em redes complexas.

5. Conclusão

Este trabalho apresentou uma abordagem baseada em análise de fluxo para auxiliar na identificação de nós potencialmente relevantes em redes financeiras associadas à lavagem de dinheiro. Inicialmente, foi proposta uma estratégia de detecção de contas intermediárias baseada no *Mule Score*. Em seguida, foram investigadas duas abordagens complementares fundamentadas em fluxo máximo: o *Max-Flow Node Importance*, aplicado a grafos estáticos, e o *Max Temporal Flow Importance*, desenvolvido para considerar explicitamente a dimensão temporal das transações. Os resultados obtidos no primeiro estudo de caso demonstraram elevada concordância entre os nós identificados pelo Mule Score e aqueles classificados como mais relevantes pelo MFNI. Aqueles destacados pelo *Mule Score* exercem influência significativa sobre a capacidade de fluxo da rede. Esses resultados fornecem evidências adicionais da capacidade da métrica proposta em identificar nós relevantes para a movimentação de recursos.

No segundo estudo de caso, a aplicação do MTFI permitiu avaliar a importância dos nós considerando a evolução temporal das transações. Além disso, foi demonstrado que a utilização de uma estratégia de pré-seleção dos 100 nós mais conectados preserva praticamente os mesmos resultados obtidos pela execução completa, mantendo 99 dos 100 nós mais relevantes enquanto reduz o tempo de processamento em mais de 97%. Esse resultado evidencia a viabilidade da aplicação da métrica em cenários de maior escala. Um resultado relevante foi a identificação de um nó cujo valor de MTFI indicou uma redução de aproximadamente 87% do fluxo máximo temporal da rede após sua remoção. Apesar de sua elevada importância para a conectividade temporal da rede, esse nó apresentou baixa pontuação segundo o *Mule Score*. Dessa forma, os resultados indicam que a combinação dessas abordagens pode fornecer uma visão mais abrangente dos mecanismos de movimentação financeira presentes na rede.

Como trabalhos futuros, pretende-se investigar estratégias mais eficientes para o cálculo das métricas baseadas em fluxo, reduzindo ainda mais o custo computacional em

redes de grande porte. Também se pretende explorar a combinação dos valores de MTFI ao *Mule Score*, avaliando o potencial de construção de uma métrica híbrida, capaz de incorporar simultaneamente características comportamentais, estruturais e temporais. Por fim, a validação da abordagem em bases de dados maiores e em diferentes cenários de lavagem de dinheiro poderá contribuir para avaliar sua robustez e aplicabilidade prática.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio financeiro do CNPq e da FACEPE, processo nº APQ-0080-1.03/25, para a realização dessa pesquisa.

Referências

Akrida, E. C., Czyzowicz, J., Gasieniec, L., Łukasz Kuszner, and Spirakis, P. G. (2019). Temporal flows in temporal networks. *Journal of Computer and System Sciences*, 103:46–60.

Capozzi, A., Vilella, S., Moncalvo, D., Fornasiero, M., Ricci, V., Ronchiadin, S., and Ruffo, G. (2025). Flowseries: flow analysis on financial networks. *Applied Network Science*, 10.

Dumitrescu, B., Bălţoiu, A., and Budulan, S. (2022). Anomaly detection in graphs of bank transactions for anti money laundering applications. *IEEE Access*, 10:47699–47714.

Huang, Z. (2025). Enhancing anti-money laundering by money mules detection on transaction graphs. *Proceedings of the 2025 International Conference on Generative Artificial Intelligence for Business*.

Huong, H., Nguyen, X.-P., Dang, T. K., and Tran-Truong, P. T. (2024). Money laundering detection using a transaction-based graph learning approach. *2024 18th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (IMCOM)*, pages 1–8.

Karim, M. R., Hermsen, F., Chala, S., de Perthuis, P., and Mandal, A. (2024). Scalable semi-supervised graph learning techniques for anti money laundering. *IEEE Access*, 12:50012–50029.

Li, X., Liu, S., Li, Z., Han, X., Shi, C., Hooi, B., Huang, H., and Cheng, X. (2020). Flowscope: Spotting money laundering based on graphs. pages 4731–4738.

Rajender, G., Lakshmi, A. V., Navitha, P., Jyothi, S. N., Anusha, P., and Pavankumar, P. (2025). Anomaly detection in financial transactions using graph mining. *2025 IEEE International Conference on Advanced Computing Technologies (ICACT)*, pages 20–24.

Shadrooh, S. and Nørvåg, K. (2024). Smotef: Smurf money laundering detection using temporal order and flow analysis. *Applied Intelligence*, 54:7461 – 7478.

Tariq, H. and Hassani, M. (2023). Topology-agnostic detection of temporal money laundering flows in billion-scale transactions. pages 402–419.

Vilella, S., Capozzi, A., Fornasiero, M., Moncalvo, D., Ricci, V., Ronchiadin, S., and Ruffo, G. (2025). Weirdnodes: centrality based anomaly detection on temporal networks for the anti-financial crime domain. *Applied Network Science*, 10.