VigiaEnchente: Static Flood Susceptibility Scoring, Validity Analysis and Risk-Penalized Routing in Urban Road Networks

Raphael A. Rodrigues[1], **Pedro H. S. F. Xavier**[1], **Paulo M. C. Macedo**[1], **Lívia M. Soares**[1], **Carlos A. S. Junior**[1], **Carlos A. Silva**[1]

[1]Instituto Federal de Minas Gerais (IFMG) – Campus Sabará
CEP 34590-390 – Sabará – MG – Brasil

raphaelabade10@proton.me, phsanzio23@gmail.com
paulomouracostamacedo@gmail.com, liviamendes.1703@gmail.com
carlos.junior@ifmg.edu.br, carlos.silva@ifmg.edu.br

Abstract. *This study evaluates whether graph structures improve flood susceptibility predictions when labels are heuristically derived from input attributes. Sabará, Brazil's urban road network was modeled with topological, topographic, and river-proximity features, comparing Graph Convolutional Networks (GCN), continuous heuristic, Multi-Layer Perceptron (MLP) without edges, and feature ablation. The heuristic outperformed all learned models (MSE 0.0001; Spearman ρ=1.0000); the MLP matched/exceeded GCN in rank correlation, suggesting minimal added value from message passing under circular labels. GCN scores were integrated with risk-penalized routing and topological isolation experiments, establishing a reproducible baseline for flood decision-support.*

Resumo. *Este estudo avalia grafos em previsões de suscetibilidade a enchentes. A rede viária de Sabará (Brasil) foi modelada com características topológicas, topográficas e fluviais, comparando GCN, uma heurística contínua, MLP (sem arestas) e ablações de features. O heurístico superou os modelos aprendidos (MSE 0.0001; Spearman ρ=1.0000), e o MLP igualou/superou o GCN na correlação, sugerindo que message passing agrega pouco valor com rótulos heurísticos derivados das próprias variáveis de entrada. GCNs foram integrados a roteamento penalizado por risco e a experimento de isolamento topológico, estabelecendo um baseline para futuros estudos de decisão em enchentes.*

1. Introdução

Inundações urbanas figuram entre os desastres de maior impacto no Brasil. Em 2024, as cheias no Rio Grande do Sul foram classificadas pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) como o maior desastre natural da história do estado [Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico 2025]. Em Sabará, episódios recentes também provocaram transbordamento do Rio das Velhas, alagamento de vias e isolamento de bairros [O Tempo 2024]. Esses eventos evidenciam a relevância de estimar a suscetibilidade de vias e identificar rotas menos expostas para sistemas de apoio à defesa civil.

A rede viária pode ser representada como um grafo, no qual vértices representam interseções e arestas representam segmentos viários. Essa estrutura permite aplicar algoritmos de caminhos mínimos e, adicionalmente, modelos capazes de explorar relações

de vizinhança. Graph Neural Networks (GNNs) [Kipf and Welling 2017, Wu et al. 2021] permitem incorporar topologia ao aprendizado. Entretanto, quando o rótulo é construído a partir dos mesmos atributos fornecidos ao modelo, a estrutura do grafo pode não produzir ganho preditivo em relação a modelos mais simples.

Este trabalho apresenta o VigiaEnchente, sistema que integra modelagem da rede viária em grafos, Graph Convolutional Network (GCN), *scoring* de suscetibilidade e roteamento penalizado por risco em Sabará. O objetivo é avaliar, por meio de baselines e ablação, quanto a estrutura de grafo contribui sob um rótulo heurístico. As contribuições são: (i) um pipeline reprodutível de enriquecimento da rede com atributos geoespaciais, topográficos e topológicos; (ii) comparação entre heurística contínua, MLP, GCN e ablação; (iii) análise da circularidade entre rótulo e atributos de entrada; (iv) integração do escore ao roteamento; e (v) análise da relação entre suscetibilidade e isolamento topológico.

2. Fundamentação Teórica e Trabalhos Relacionados

2.1. Grafos, redes viárias e risco de inundação

A Teoria dos Grafos fornece uma estrutura formal para representar redes de transporte [Goldbarg and Goldbarg 2012]. Para redes viárias urbanas, OSMnx permite a extração e análise reprodutível de dados do OpenStreetMap [Boeing 2017, Boeing 2022]. Neste trabalho, vértices representam interseções e arestas representam segmentos viários, formando a base para as análises topológica e de roteamento.

Modelos de rede também são empregados em cenários de desastre e evacuação. Göttlich et al. [Göttlich et al. 2016] estudam modelos de fluxo para evacuação, enquanto Pregnolato et al. [Pregnolato et al. 2017] relacionam profundidade de inundação à disrupção do transporte. Trabalhos mais recentes exploram aprendizado por reforço para planejamento adaptativo de rotas [Rosa 2025]. Essas abordagens diferem deste trabalho por empregarem, respectivamente, modelos de fluxo, funções de disrupção ou políticas de evacuação, enquanto o VigiaEnchente utiliza um escore estático integrado ao roteamento.

2.2. Graph Neural Networks

GNNs permitem aprender representações de dados estruturados em grafos [Kipf and Welling 2017, Wu et al. 2021]. A Graph Convolutional Network (GCN) [Kipf and Welling 2017] realiza agregação normalizada das representações dos vizinhos:

$$H^{(l+1)} = \sigma\left(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}\tilde{A}\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}H^{(l)}W^{(l)}\right), \tag{1}$$

onde $\tilde{A} = A + I$ e $\tilde{D}$ é a matriz de graus correspondente.

GNNs vêm sendo aplicadas a redes hidráulicas, previsão de variáveis relacionadas à drenagem e modelagem espacial de inundações [Zhang et al. 2024, He et al. 2025, Bentivoglio et al. 2025]. Também há trabalhos voltados ao planejamento de rotas sob risco [Cao et al. 2026, Liu and Meidani 2026]. Esses estudos demonstram a utilidade da conectividade quando o fenômeno modelado possui dependência espacial ou temporal. O presente trabalho, por outro lado, investiga criticamente se essa vantagem permanece quando o rótulo de suscetibilidade é derivado dos próprios atributos de entrada.

3. Metodologia

3.1. Área de estudo e extração do grafo

O estudo foca em Sabará, Minas Gerais, com ênfase na área urbana sujeita à influência direta do Rio das Velhas, sendo este o principal vetor histórico de enchentes no município. O distrito de Ravena foi excluído por sua distância geográfica da área de influência do rio.

A rede viária foi extraída do OpenStreetMap com OSMnx em modo `drive`, projetada em coordenadas UTM (EPSG: 32723) e pré-processada com consolidação de interseções próximas (`tolerance=15 m`), conversão para grafo não-direcionado e extração do maior componente conectado. O grafo resultante possui 1.659 vértices e 2.462 arestas não-direcionadas. Internamente, a representação em PyTorch Geometric duplica cada aresta para ambas as direções para o adequado funcionamento do GCNConv, totalizando 4.924 entradas no `edge_index`. Cada aresta é ponderada pelo comprimento real do segmento viário (metros), e arestas adjacentes a nós de risco recebem penalização multiplicativa durante o roteamento.

3.2. Engenharia de atributos por nó

Cada vértice v do grafo é representado por um vetor de seis atributos, descritos na Tabela 1.

Tabela 1. Atributos por nó utilizados como entrada do modelo GCN.

Atributo	Descrição
`degrees_norm`	Grau do nó normalizado pelo grau máximo da rede
`betweenness_norm`	Centralidade do nó normalizada
`elevation_norm`	Elevação SRTM em metros, normalizada para $[0, 1]$
`is_bridge`	Indicador binário de conexão a ponte (OSM)
`is_near_river`	Indicador binário: distância ao rio ≤ 50 m
`highway`	Tipo viário (*residential*, *trunk*, etc.; OSM `highway`)

A elevação foi obtida via biblioteca SRTM, possuindo uma margem de erro de 30 m de resolução. A distância de cada nó ao eixo do Rio das Velhas foi calculada via geometria planar sobre a representação OSMnx do rio, obtida com a query `waterway=river`. O indicador de ponte (`is_bridge`) foi extraído diretamente dos atributos OSM.

Nota sobre vazamento e circularidade: uma versão anterior do pipeline incluía a distância ao rio normalizada por decaimento exponencial como feature de entrada x, enquanto o rótulo y era construído com a mesma função. Isso criava um mapeamento quase direto e produzia perdas artificialmente baixas ($\sim$0,0006). A distância contínua ao rio foi então removida do vetor de features, elevando a perda para $\sim$0,0038 no conjunto de treino. Ainda assim, o indicador binário `is_near_river` permanece parcialmente circular, pois está associado ao mesmo limiar usado para identificar nós dentro do buffer de 50 m. Por esse motivo, a configuração completa é comparada com uma ablação que

remove esse atributo. A Seção 4.3 discute como essa escolha afeta a interpretação dos resultados.

3.3. Rótulo de risco

O rótulo de risco por nó $y_v \in [0, 1]$ é definido como:

$$y_v = \begin{cases} 1{,}0 & \text{se } d_v \leq \tau, \\ elev^{-d_v/\tau} \cdot (1 - elev_v^{\text{norm}}) & \text{se } d_v > \tau, \end{cases} \tag{2}$$

onde d_v é a distância em metros ao eixo do Rio das Velhas, $\tau = 50\,\text{m}$ é o buffer operacional adotado neste estudo e $elev_v^{\text{norm}}$ é a elevação normalizada. Nós com $d_v \leq \tau$ recebem $y_v = 1{,}0$ independentemente da elevação, por estarem na faixa mais próxima ao eixo do curso d'água. A escolha de 50 m é inspirada nas faixas de preservação permanente previstas pelo Código Florestal Brasileiro (Lei 12.651/2012) [Brasil 2012], mas é usada aqui como parâmetro computacional de suscetibilidade, não como delimitação legal ou hidrológica oficial. Essa formulação combina risco por proximidade ao rio com risco por baixa elevação, aproximando o conceito de suscetibilidade à inundação sem depender de modelagem hidrológica detalhada (limitação reconhecida e discutida na Seção 5).

3.4. Modelo GCN

O modelo utilizado é composto por duas camadas GCNConv [Kipf and Welling 2017], implementadas com PyTorch Geometric [Fey and Lenssen 2019]:

- Camada 1: GCNConv$(6 \to 36)$ com ativação ReLU
- Camada 2: GCNConv$(36 \to 1)$ com saída linear

A dimensão de entrada (seis) corresponde aos atributos da Tabela 1. O atributo categórico `highway` (tipo viário) foi codificado como um único valor ordinal segundo a hierarquia funcional da via (p. ex., *residential* $<$ *trunk* $<$ *motorway*), preservando a dimensão de entrada igual a seis. Essa escolha simplifica o pipeline, mas impõe uma ordenação artificial entre categorias viárias; por isso, versões futuras devem comparar essa codificação com representações *one-hot* ou *embeddings* categóricos.

A saída é um escalar por nó (regressão), sem sigmoid, pois essa ativação concentrava predições em torno de 0,82 em experimentos preliminares. O modelo foi treinado com MSE e Adam ($lr = 0{,}01$, $\lambda = 10^{-4}$) por 1.000 épocas, com divisão aleatória em treino (70%), validação (15%) e teste (15%). Os comprimentos normalizados das arestas foram usados como `edge_weight`, incorporando a escala métrica dos segmentos viários; versões futuras devem comparar essa escolha com pesos inversos ao comprimento e convoluções não ponderadas.

O MLP de referência é composto por duas camadas lineares com ativação ReLU ($6 \to 36 \to 1$), treinado com perda MSE, otimizador Adam ($lr = 0{,}01$, $\lambda = 10^{-4}$) por 1.000 épocas sobre as mesmas features nodais, sem uso de `edge_index`. Note-se que `degrees_norm` e `betweenness_norm` são derivados da estrutura do grafo, mas fornecidos como atributos estáticos; o MLP não realiza propagação de mensagens, isolando o efeito da agregação em tempo de inferência.

O modelo foi treinado com perda MSE e avaliado com MSE e erro absoluto médio (MAE), além de Spearman (ρ), P@8 e R@8 descritos na Seção 4.3.

3.5. Roteamento penalizado por risco

Após o modelo GCN produzir scores de risco por nó, o grafo é penalizado multiplicando o peso de arestas adjacentes a nós de alto risco (score $> 0{,}5$) por um fator $\lambda_p = 2{,}0$. Três algoritmos são então aplicados ao grafo penalizado: Dijkstra, A* (com heurística euclidiana) e Bellman-Ford. A rota original (sem penalização) é calculada em paralelo para comparação, permitindo quantificar o desvio induzido pela penalização em número de nós de risco cruzados e variação de distância. Esse experimento não pretende validar um sistema completo de evacuação; seu objetivo é demonstrar como um escore de suscetibilidade pode ser acoplado ao cálculo de rotas no mesmo grafo viário.

4. Resultados e Discussão

4.1. Métricas da rede viária

A rede de Sabará, após pré-processamento, possui 1.659 vértices, 2.462 arestas não-direcionadas (4.924 na representação bidirecional do PyG) e grau médio de 5,94 (Tabela 2). O grau médio mais alto que em versões anteriores do pipeline reflete a consolidação de interseções e a contagem bidirecional de arestas. A densidade de 0,00358 e o clustering médio de 0,103 são característicos de malhas urbanas com estrutura predominantemente linear. Oito vértices estão dentro do buffer operacional de 50 m adotado em torno do Rio das Velhas (IDs: 502, 507, 839, 890, 891, 1027, 1252, 1417), sendo utilizados como âncoras de consistência para a análise de ranking.

Tabela 2. Métricas da rede viária de Sabará após pré-processamento.

Métrica	Valor
Número de vértices	1.659
Número de arestas	2.462 (4.924 no PyG)
Grau médio	5,94
Densidade da rede	0,00358
Clustering médio	0,103
Componentes conectados	1
Nós no buffer de 50 m	8

4.2. Desempenho do modelo GCN

A Tabela 3 apresenta as métricas de avaliação. A perda de treinamento convergiu rapidamente (de 0,078 na época 0 para 0,0038 a partir da época 800), com valores de validação e teste próximos (MSE de 0,0062 e 0,0048). Esse baixo erro deve ser interpretado com cautela: como o rótulo y_v é função determinística de distância ao rio e elevação, e parte desse sinal aparece em `elevation_norm` e `is_near_river`, o mapeamento pode ser recuperado sem explorar fortemente a estrutura do grafo. Assim, a contribuição preditiva da estrutura de grafo depende das comparações com baselines e ablação discutidas na Seção 4.3.

4.3. Análise de validade interna

Como o rótulo de risco foi construído a partir de distância ao rio e elevação, a avaliação por MSE/MAE, isoladamente, não permite atribuir o desempenho observado ao aprendizado em grafos. Os resultados desta versão devem ser lidos como uma análise de validade

Tabela 3. Métricas de avaliação do modelo GCN (MSE e MAE por conjunto).

Conjunto	MSE	MAE	Tamanho
Treino	0,0038	0,0242	70%
Validação	0,0062	0,0317	15%
Teste	0,0048	0,0251	15%

interna: o modelo reproduz, com baixo erro, uma aproximação heurística de suscetibilidade construída a partir de atributos geoespaciais. Isso verifica a consistência do pipeline, mas não corresponde a uma validação preditiva independente contra eventos reais de inundação.

Para delimitar esse ponto, a Tabela 4 compara o GCN completo com três referências: (i) uma heurística contínua sem saturação, definida como:

$$h_v = 0{,}5 \cdot \texttt{is_near_river}_v \,.\, 0{,}5 \cdot (1 - \texttt{elevation_norm}_v), \tag{3}$$

usada como referência analítica dos componentes do rótulo, implementada sem a etapa discreta que força $y_v = 1{,}0$ para nós dentro do buffer; (ii) um MLP treinado com as mesmas features, porém sem usar as arestas do grafo; e (iii) uma ablação do GCN sem a feature `is_near_river`, que remove o indicador diretamente associado ao buffer de 50 m. Além de MSE e MAE no conjunto de teste, reportam-se Spearman (ρ), Precision@8 (P@8) e Recall@8 (R@8) sobre todos os nós, usando os oito nós do buffer como referência. Essas métricas são adequadas ao uso previsto do escore, que é ordenar nós por suscetibilidade, e não interpretar o valor absoluto como probabilidade.

Tabela 4. Desempenho comparativo entre baselines, ablação e o GCN completo. MSE e MAE são calculados no conjunto de teste; ρ, P@8 e R@8 são calculados sobre o ranking de todos os nós.

Modelo	MSE	MAE	ρ	P@8	R@8
Heurística contínua (sem saturação)	0,0001	0,0007	1,0000	0,88	0,88
MLP completo (6 features.)	0,0047	0,0263	0,4391	1,00	1,00
MLP sem `is_near_river` (5 features.)	0,0080	0,0330	0,4626	0,38	0,38
GCN sem `is_near_river` (5 features.)	0,0080	0,0320	0,4272	0,38	0,38
GCN completo (6 feat.)	0,0050	0,0280	0,4236	1,00	1,00

A Tabela 4 mostra que a heurística contínua sem saturação obtém o menor erro e correlação de ranking praticamente perfeita ($\rho = 1{,}0000$), como esperado: ela reproduz exatamente a função contínua usada para construir o rótulo (Eq. 3). Ainda assim, P@8 e R@8 ficam em 0,88 – sete dos oito nós do buffer permanecem entre os oito maiores escores, mas um deles perde posição para um nó fora do buffer com risco contínuo comparável. Esse resultado isola precisamente o papel da etapa discreta de saturação (Eq. 2): é ela, e não um sinal de risco independente, que garante a recuperação de *todos* os nós do buffer no topo do ranking. O MLP completo praticamente iguala o GCN completo em MSE, recupera os oito nós do buffer no topo do ranking e apresenta Spearman superior ($\rho = 0{,}4391$ contra $\rho = 0{,}4236$). Assim, para o rótulo atual, os resultados não sustentam ganho preditivo claro da estrutura de grafo em relação aos baselines.

A ablação sem `is_near_river` reforça essa interpretação. No GCN, a remoção dessa variável reduz a circularidade direta com o buffer de 50 m, mas aumenta o erro (MSE de 0,0050 para 0,0080) e reduz P@8 e R@8 de 1,00 para 0,38 – apenas três dos oito nós de referência permanecem entre os oito maiores escores. Ao mesmo tempo, a correlação global de ranking praticamente não muda (ρ passa de 0,4236 para 0,4272). O mesmo padrão se repete no MLP: removendo `is_near_river`, o MSE piora de 0,0047 para 0,0080 e P@8/R@8 caem de 1,00 para 0,38, enquanto ρ passa de 0,4391 para 0,4626. Isso reforça que `is_near_river` está ligada à recuperação local dos nós do buffer no topo do ranking, e não à correlação global de risco – efeito consistente independentemente da presença de estrutura de grafo.

Em termos gerais, um modelo em grafo tende a ser mais útil quando o alvo contém informação de vizinhança que não pode ser recuperada apenas pelos atributos do próprio nó. No rótulo usado neste estudo, essa condição não ocorre de forma suficiente, pois a suscetibilidade é definida principalmente por distância ao rio e elevação. A modelagem em grafo continua útil para integrar rede viária, roteamento e análise de isolamento, mas seu ganho preditivo deve ser reavaliado com rótulos externos ou com alvos que dependam da estrutura de vizinhança, como histórico de trechos alagados, bloqueios observados, propagação espacial da lâmina d'água, séries de chuva e vazão ou registros da Defesa Civil.

4.4. Análise dos nós de maior risco previsto

A Figura 1 apresenta a distribuição espacial do risco previsto sobre a rede de Sabará, evidenciando a concentração de alto risco ao longo do eixo do Rio das Velhas.

A Tabela 5 apresenta os 20 nós com maior score de risco previsto pelo modelo, comparados com o rótulo real y, distância ao rio, elevação, grau e centralidade.

Observa-se que alguns nós recebem predição superior a 1,0 (p. ex., o nó 891 com `pred`=1,22), extrapolando o intervalo $[0, 1]$ do rótulo. Esses valores foram mantidos na Tabela 5 para tornar visível o comportamento da saída linear do modelo. Na aplicação de roteamento, o uso principal do escore é ordinal — identificar nós de maior suscetibilidade para penalização de arestas —, de modo que o ranking não se altera caso os valores sejam truncados a $[0, 1]$ para visualização. Ainda assim, a extrapolação reforça que o escore não deve ser interpretado como probabilidade calibrada de inundação.

Todos os oito nós localizados no buffer de 50 m figuram entre os oito primeiros do ranking de risco previsto. Esse resultado é útil para verificar consistência interna do pipeline, mas não deve ser interpretado como validação independente: esses nós recebem $y = 1{,}0$ por construção e são sinalizados pela feature `is_near_river`. O teste mais informativo do papel do aprendizado em grafos é, portanto, o comportamento do modelo *fora* desse conjunto (nós 919, 10 e 11, analisados a seguir), bem como as comparações adicionais indicadas na Seção 4.3. Para os nós 1417 (pred=0,877) e 839 (pred=0,590), o modelo previu scores abaixo de 1,0, possivelmente pela influência de vizinhos com elevação maior, o que aponta para uma limitação da agregação simétrica do GCNConv, discutida na Seção 5.

Casos anômalos: nós 919 e 11. Dois vértices ajudam a interpretar o comportamento do GCNConv. O nó 919 recebeu predição de 0,520 com rótulo real $y = 0,0006$ (distância ao rio de 385 m, elevação 793 m). Trata-se de um nó de grau 1 e betweenness

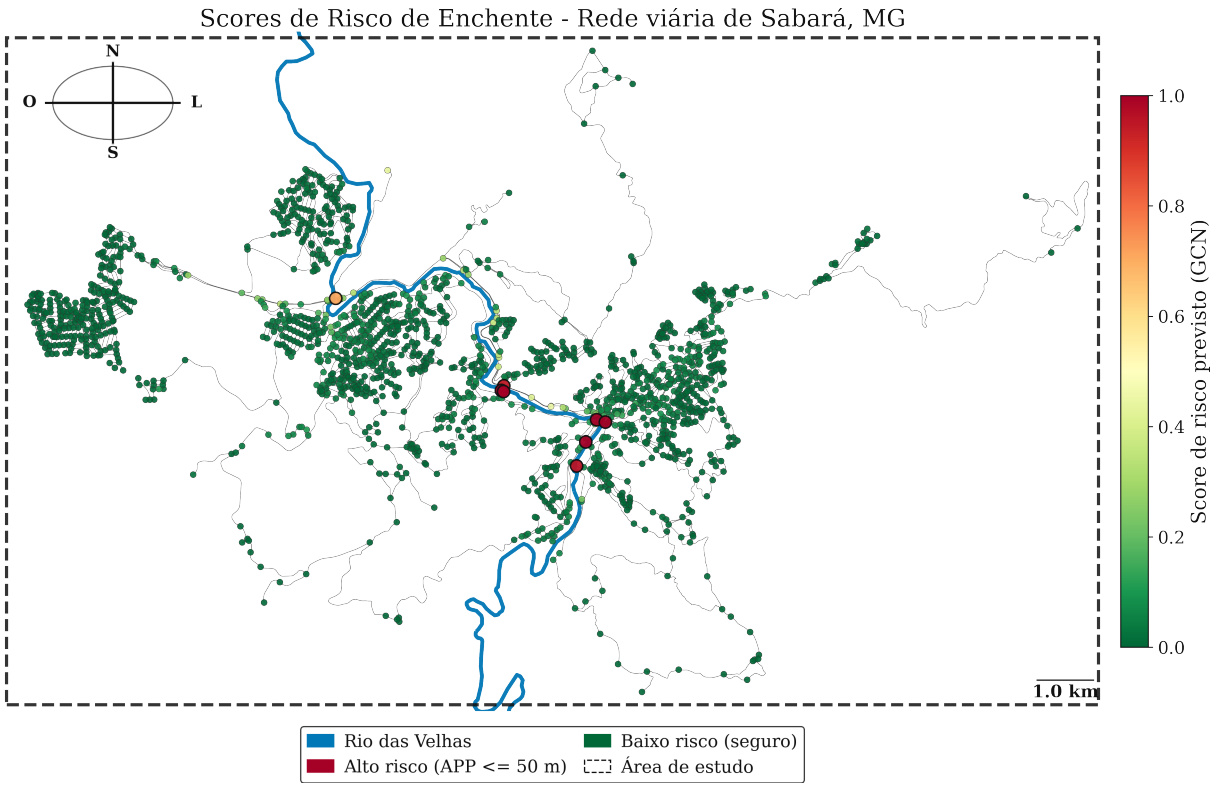


Figura 1. Rede viária de Sabará com nós coloridos pelo risco previsto (GCN). A concentração de alto risco (vermelho) ao longo do eixo do Rio das Velhas é coerente com a definição de suscetibilidade adotada.

nulo. Seu único vizinho é o nó 839, que pertence ao buffer ($y = 1, 0$), está a 49,4 m do rio e possui betweenness 0,032. A agregação simétrica do GCNConv (Eq. 1) propaga o sinal de alto risco de 839 para 919, elevando a predição de um nó que, pelos próprios atributos, teria baixo risco.

De forma semelhante, o nó 11 (pred=0,447, $y = 0, 231$, distância 100,6 m, elevação 726 m, grau 2) está conectado aos nós 10 (pred=0,517, $y = 0, 257$) e 890 (pred=0,870, $y = 1, 0$). O nó 890 pertence ao buffer e tem a maior betweenness da rede (0,805). Seu sinal de risco é propagado para os vizinhos 10 e 11, elevando suas predições. Esses exemplos mostram dois efeitos da agregação do GCNConv: nós folha podem herdar risco de vizinhos críticos, e nós de alta centralidade podem espalhar sinal para regiões próximas, mesmo quando os atributos locais indicam risco menor. Esse comportamento ajuda a explicar por que o GCN completo apresenta Spearman inferior ao MLP sem grafo: ao propagar risco pela vizinhança, o modelo introduz erro de ordenação em alguns nós de baixo risco real. Uma alternativa a ser investigada é o uso de Graph Attention Networks (GAT) [Veličković et al. 2018], que aprendem pesos de atenção por aresta.

4.5. Roteamento penalizado por risco: experimento canônico

A penalização de arestas adjacentes a nós de risco com $\lambda_p = 2{,}0$ foi avaliada em um par canônico de maior separação topológica (vértices 927 e 1602, diâmetro de 28.128 m). A rota penalizada desviou 3 nós de risco, acrescentando 412 m ao percurso ($+1{,}5\%$). Os três algoritmos (Dijkstra, A* e Bellman-Ford) produziram resultados idênticos nos dois cenários, confirmando a consistência da modelagem para pesos não negativos. Esse resultado

Tabela 5. Top 20 nós por risco previsto (GCN). Os oito nós localizados no buffer de 50 m estão destacados com asterisco. A coluna `pred` reporta o escore bruto do modelo; em uma interface operacional, valores acima de 1 poderiam ser truncados a $[0, 1]$ sem alterar o ranking. `bet` = betweenness normalizado.

Nó	pred	y	dist(m)	elev(m)	grau	bet
891*	1,2227	1,0000	43,1	693	3	0,249
507*	1,1084	1,0000	48,5	696	2	0,265
502*	1,0752	1,0000	40,4	700	4	0,227
1252*	1,0102	1,0000	45,2	693	2	0,007
1027*	1,0000	1,0000	44,3	716	3	0,000
1417*	0,8770	1,0000	31,3	700	3	0,026
890*	0,8704	1,0000	47,6	714	7	0,805
839*	0,5903	1,0000	49,4	692	5	0,032
919	0,5200	0,0006	385,0	793	1	0,000
10	0,5167	0,2567	97,8	710	4	0,681
11	0,4471	0,2311	100,6	726	2	0,682
901	0,3935	0,3217	89,0	693	4	0,563
892	0,3679	0,6535	50,4	714	3	0,541
911	0,3569	0,4210	75,5	693	3	0,530
910	0,3465	0,5599	61,3	693	3	0,562
918	0,3366	0,4606	70,3	698	3	0,561
1441	0,3209	0,4864	67,3	700	4	0,036
14	0,3163	0,4517	70,9	701	3	0,585
913	0,3138	0,5049	64,5	706	3	0,549
912	0,3077	0,4128	74,8	705	3	0,549

deve ser lido como demonstração de acoplamento entre score de risco e roteamento, não como avaliação abrangente de evacuação, que exigiria múltiplos pares origem–destino, demanda populacional e restrições dinâmicas de tráfego.

Como todos produziram a mesma rota, a variável operacional mais relevante passa a ser a função de penalização de risco, não a escolha do algoritmo de menor caminho neste grafo. A expansão natural é avaliar vários pares origem–destino e diferentes valores de λ_p.

4.6. Gargalo topológico e análise de isolamento

O experimento de grafo bloqueado (remoção dos 8 nós do buffer) revelou que o vértice 1602 (extremidade da sub-rede de Mestre Caetano e ponto mais periférico da rede) torna-se inacessível após a remoção, pois o melhor caminho até ele passa pelos nós do buffer. Isso desconecta o par canônico (927→1602) no grafo bloqueado. Esse resultado confirma o diagnóstico topológico: a sub-região de maior risco hidrológico coincide com a sub-região de maior isolamento estrutural, configurando dupla vulnerabilidade. A análise dos 20 nós com maior distância média à rede (Floyd-Warshall) concentra-se exatamente nos extremos geográficos leste (Mestre Caetano, distância média de 16,6–19,3 km) e nas bordas norte e sul da rede. Por limitação de espaço, a visualização do grafo bloqueado foi omitida; os valores numéricos sintetizam o resultado operacional do experimento.

5. Limitações e Trabalhos Futuros

A principal limitação do estudo é o uso de um rótulo definido por uma heurística fechada. Por isso, os resultados não devem ser usados para sustentar superioridade do GCN. Nessa formulação, a heurística contínua sem saturação é a referência com melhor desempenho, e o MLP sem grafo permanece competitivo. O modelo representa **suscetibilidade estática**, não previsão hidrológica dinâmica, pois não utiliza séries de chuva, vazão, sensores fluviométricos, manchas de inundação observadas ou registros sistemáticos de eventos pretéritos. A validação com pontos reais da Defesa Civil, notícias georreferenciadas ou inspeção manual de locais afetados é o próximo passo para verificar se o ranking se aproxima de evidências observadas.

Também há limitações nas escolhas de representação: codificação ordinal de `highway`, comprimento normalizado como peso de aresta e GCNConv com agregação simétrica. Esta última pode fazer nós folha herdarem risco de vizinhos críticos e nós de alta centralidade propagarem sinal independentemente do risco local.

Como continuidade, propõem-se os seguintes trabalhos futuros:

- **Validação externa e dados observados:** A etapa mais crítica é a validação do ranking de suscetibilidade com dados reais de inundação. Isso inclui o georreferenciamento de notícias de alagamentos, o uso de registros históricos da Defesa Civil, imagens de satélite de eventos passados e, idealmente, dados de sensores fluviométricos e pluviométricos para modelagem dinâmica [Zhao et al. 2020].
- **Refinamento do rótulo e modelagem hidrológica:** Substituir a heurística atual por rótulos baseados em simulações hidrodinâmicas (e.g., HEC-RAS) ou dados observados de manchas de inundação para diferentes tempos de retorno. A análise de sensibilidade do parâmetro τ (buffer de 50m) também deve ser explorada.
- **Arquiteturas avançadas:** Avaliar arquiteturas com atenção, como Graph Attention Networks (GAT) [Veličković et al. 2018], para verificar se pesos aprendidos por aresta reduzem os efeitos de propagação de risco observados. Modelos temporais, como T-GCN [Zhao et al. 2020], podem ser testados para incorporar a dinâmica de eventos de chuva.
- **Roteamento dinâmico e multi-agente:** Expandir o experimento de roteamento para múltiplos pares origem-destino, diferentes valores de penalização e cenários com múltiplos evacuantes e bloqueios dinâmicos. A integração com funções de disrupção (como as propostas por [Pregnolato et al. 2017]) pode levar a um sistema de evacuação mais realista.
- **Análise de incerteza:** Realizar uma análise de incerteza sobre o valor predito, considerando a variabilidade dos dados de entrada (e.g., erro da elevação SRTM) e a estabilidade do modelo a diferentes amostras de treino.

6. Conclusão

Este artigo apresentou o VigiaEnchente, uma prova de conceito que combina modelagem da rede viária em grafos, GCN para *scoring* de suscetibilidade estática à inundação, roteamento penalizado por risco e análise de isolamento em Sabará, Minas Gerais. O GCN completo, treinado sobre uma rede de 1.659 vértices enriquecida com atributos geoespaciais, topográficos e topológicos, atingiu MSE de 0,0050 e MAE de 0,0280 no conjunto de teste e posicionou os oito nós do buffer de 50 m entre os de maior risco previsto.

A análise de validade interna mostra que esse resultado deve ser interpretado com cautela. A heurística contínua sem saturação apresentou o melhor desempenho global, e o MLP sem grafo praticamente igualou o GCN completo em MSE, além de apresentar Spearman superior. A ablação sem `is_near_river` reduziu a circularidade direta com o buffer, mas também reduziu Precision@8 e Recall@8 de 1,00 para 0,38. Esses resultados indicam que, sob um rótulo heurístico derivado de atributos já codificados nas entradas, o aprendizado em grafo não apresentou ganho preditivo claro em relação aos baselines.

O trabalho contribui com um pipeline reprodutível que integra rede viária, atributos geoespaciais, *scoring*, roteamento penalizado e análise de isolamento, além de documentar os efeitos da circularidade entre rótulo e features. O experimento de roteamento mostrou que a penalização de risco pode desviar nós críticos com pequeno acréscimo de distância no par canônico analisado, enquanto a análise de grafo bloqueado indicou coincidência entre a região de maior suscetibilidade e uma sub-região de maior isolamento estrutural. Como próximos passos, destacam-se a validação externa com pontos reais de inundação, a avaliação de múltiplos pares origem–destino, a incorporação de séries de chuva e vazão e a exploração de arquiteturas com atenção e modelos temporais. A implementação do modelo GCN utilizado neste trabalho encontra-se disponível em `https://github.com/R-Abade/VigiaEnchente-AI`.

Declaração de uso de IA: Ferramentas de IA generativa foram utilizadas como apoio à revisão textual, ao aprendizado de bibliotecas, à refatoração de código para legibilidade e à geração de comentários; todo o conteúdo técnico, código, resultados e interpretações são de responsabilidade dos autores.

Referências

Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (2025). Estudo aponta que enchentes de 2024 foram o maior desastre natural da história do RS e sugere caminhos para o futuro com eventos extremos mais frequentes. ANA. Acesso em: 7 mar. 2026.

Bentivoglio, R., Isufi, E., Jonkman, S. N., and Taormina, R. (2025). Multi-scale hydraulic graph neural networks for flood modelling. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 25(1):335–351.

Boeing, G. (2017). OSMnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. *Computers, Environment and Urban Systems*, 65:126–139.

Boeing, G. (2022). Street network models and indicators for every urban area in the world. *Geographical Analysis*, 54(3):519–535.

Brasil (2012). Lei nº 12.651, de 25 de maio de 2012: dispõe sobre a proteção da vegetação nativa (código florestal). Presidência da República. Acesso em: 30 mar. 2026.

Cao, S., Zhou, Y., Tong, Y., Ye, R., Yang, X., Zeng, Y., and Wang, P. (2026). Dynamic evacuation route planning for urban residents in flood disasters. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 147:103250.

Fey, M. and Lenssen, J. E. (2019). Fast graph representation learning with pytorch geometric. In *ICLR Workshop on Representation Learning on Graphs and Manifolds*.

Goldbarg, M. and Goldbarg, E. (2012). *Grafos: Conceitos, Algoritmos e Aplicações*. Elsevier, 1 edition.

Göttlich, S., Kühn, S., Ohst, J. P., and Ruzika, S. (2016). Evacuation modeling: A case study on linear and nonlinear network flow models. *EURO Journal on Computational Optimization*, 4(3–4):219–239.

He, L., Nan, J., Ye, X., Chen, L., Ji, S., Chen, Z., and Xiao, Q. (2025). A graph neural network using physical attributes to improve the system-wide nodal water-level prediction in sparsely monitored urban drainage systems. *Journal of Hydrology*, 663:134306.

Kipf, T. N. and Welling, M. (2017). Semi-supervised classification with graph convolutional networks. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.

Liu, T. and Meidani, H. (2026). Graph neural networks for travel distance estimation and route recommendation under probabilistic hazards. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 21:372–383.

O Tempo (2024). Ruas de Sabará, na grande BH, viram 'rios' e pessoas ficam ilhadas durante temporal. O Tempo. Acesso em: 7 mar. 2026.

Pregnolato, M., Ford, A., Wilkinson, S. M., and Dawson, R. J. (2017). The impact of flooding on road transport: A depth-disruption function. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 55:67–81.

Rosa, A. C. (2025). EVACUAI: Planejamento de rotas de fuga adaptativas em ambientes com obstáculos utilizando aprendizado por reforço. Dissertação de mestrado profissional, departamento de engenharia elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF.

Veličković, P., Cucurull, G., Casanova, A., Romero, A., Liò, P., and Bengio, Y. (2018). Graph attention networks. In *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.

Wu, Z., Pan, S., Chen, F., Long, G., Zhang, C., and Yu, P. S. (2021). A comprehensive survey on graph neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 32(1):4–24.

Zhang, Z., Tian, W., Lu, C., Liao, Z., and Yuan, Z. (2024). Graph neural network-based surrogate modelling for real-time hydraulic prediction of urban drainage networks. *Water Research*, 263:122142.

Zhao, L., Song, Y., Zhang, C., Liu, Y., Wang, P., Lin, T., Deng, M., and Li, H. (2020). T-gcn: A temporal graph convolutional network for traffic prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 21(9):3848–3858. Versão arXiv: arXiv:1811.05320.