57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

POLICIAMENTO INTELIGENTE E MODELAGEM DE RISCO TERRENO: UMA ANÁLISE PREDITIVA DE SEGURANÇA NAS PROXIMIDADES DE ESCOLAS

Marcio Luiz da Costa Limeira
Programa de Pós-graduação em Administração (PPGA/UFRGS)
Rua Washington Luiz, 855 - Centro Histórico – Porto Alegre – RS – Brasil
costalimeira@gmail.com

RESUMO

Este artigo explora o policiamento inteligente por meio do modelo preditivo Risk Terrain Modeling (RTM). Com o crescimento da demanda por eficiência na segurança pública, torna-se essencial que instituições policiais adotem métodos inovadores e baseados em dados para ações preventivas mais eficazes. O estudo foi realizado em Porto Alegre e São Leopoldo, com foco em áreas escolares, considerando circunferências de 200 metros em torno das instituições. A pesquisa utilizou dados de 2023 e 2024 para identificar fatores de risco associados a crimes de roubos a pedestres em áreas próximas as escolas. Os resultados demonstraram que 69,4% dos roubos a pedestres ocorreram em 20% das áreas escolares de maior risco em São Leopoldo, por exemplo, indicando a precisão do modelo na identificação de pontos críticos. O RTM se mostra, assim, uma ferramenta eficaz para aprimorar a alocação de recursos policiais e a segurança em áreas vulneráveis.

PALAVRAS CHAVE. Policiamento inteligente; Policiamento preditivo; Risk Terrain Modeling, Segurança escolar.

Tópicos 5. D&SP – PO em Defesa e Segurança

ABSTRACT

This article explores smart policing through the predictive model Risk Terrain Modeling (RTM). With the growing demand for efficiency in public safety, it becomes essential for police institutions to adopt innovative and data-driven methods for more effective preventive actions. The study was conducted in Porto Alegre and São Leopoldo, focusing on school areas, considering a 200-meter radius around the institutions. The research used data from 2023 and 2024 to identify risk factors associated with pedestrian robberies near schools. The results showed that 69.4% of pedestrian robberies occurred in 20% of the highest-risk school areas in São Leopoldo, indicating the model's accuracy in identifying critical points. Thus, RTM proves to be an effective tool for improving the allocation of police resources and enhancing safety in vulnerable areas.

KEYWORDS. smart policing; predictive policing; Risk Terrain Modeling; school safety

Paper topics D&SP – OR in Defense and Security

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

1. Introdução

A segurança pública é um tema que afeta diretamente a população. Em um cenário prospectivo, Fernandes [2023] destaca que a sociedade tem acesso a um volume cada vez maior de informações e se torna mais exigente quanto à qualidade dos serviços prestados pelo Estado, principalmente da segurança pública. Nesse contexto de evolução e desenvolvimento, onde o grande volume de dados está amplamente disponível, é essencial buscar eficiência na tomada de decisões estratégicas, com vistas ao aperfeiçoamento das ações policiais.

Para que essas ações sejam bem-sucedidas, é crucial um emprego eficiente dos recursos, direcionando patrulhas para locais com maior probabilidade de ocorrência de delitos [Braga et al., 2019; Basílio, Pereira, Costa., 2021]. Nesse sentido, têm se desenvolvidos o Policiamento Inteligente (*Smart Policing)* e o Policiamento Preditivo *(Predictive Policing),* com o objetivo de reduzir os crimes, por meio de ações proativas, através de ações policiais ou do desenvolvimento de políticas públicas adequadas, fundamentadas em análises de dados avançadas, monitoramento de desempenho e incentivo à inovação [Coldren Jr., Huntoon E Medaris, 2013; Perry et al., 2013].

A capacidade de "predizer" crimes parte do pressuposto de que eles não ocorrem de forma homogênea no espaço geográfico, mas tendem a se concentrar em determinadas áreas. Essa concentração é explicada pelas interações entre vítima e infrator, bem como pelas oportunidades para a prática de crimes existentes nesses locais [Brantingham, Brantingham, 1993; Braga et al., 2019]. Entre as metodologias de policiamento preditivo, destaca-se o *Risk Terrain Modeling* (RTM), um modelo que identifica o risco de crimes nos locais estudados, levando em consideração dados criminais anteriores e as características ambientais, para estabelecer uma métrica de risco integrada para as áreas analisadas [Caplan, Kennedy, Miller, 2011].

Com base nessa contextualização, o presente trabalho busca propor um modelo de policiamento inteligente que permita determinar a localização preditiva para atuação policial em áreas escolares. As regiões próximas às escolas apresentam-se como lugares de concentração de oportunidades criminais, uma vez que congloba possíveis vítimas em potencial, dada a estrutura urbana que normalmente envolve esses estabelecimentos. Como locais de congregação de jovens e crianças, as escolas são vulneráveis a diversos tipos de crimes, incluindo roubos.

Dessa forma, a pesquisa tem o propósito de responder ao seguinte problema: diante da necessidade de aprimoramento do planejamento das ações de policiamento preventivo em locais de risco, é possível aplicar um modelo preditivo com base no risco terreno em áreas próximas às escolas de municípios do Rio Grande do Sul?

O objetivo geral, portanto, é propor uma estratégia de modelagem de risco terreno, como método de policiamento preditivo em áreas próximas às escolas. Além disso, serão buscados outros objetivos específicos como: avaliar a utilização do RTM a partir de uma variação da definição da unidade de análise (circunferências a partir da localização das escolas) e diagnosticar fatores que se relacionam a roubos a pedestres em áreas escolares em diferentes municípios. Logo, trata-se de uma pesquisa aplicada, baseada em dados reais, utilizando como referência a área de ação de uma unidade operacional localizada em Porto Alegre e outra do município de São Leopoldo, próximas às escolas, que representam um foco crítico para a segurança pública.

Assim, a pesquisa expõe os principais fundamentos do policiamento inteligente e preditivo. Em seguida, apresenta o método do RTM para identificação de unidades com maior risco criminal. Após trata dos aspectos de segurança nas proximidades escolares, analisando as variáveis que contribuem para a incidência de crimes nesses locais.

Na sequência, serão expostos os procedimentos metodológicos, apresentando as áreas de estudo, as variáveis verificadas, bem como os modelos obtidos para a aplicação da modelagem. Enfim, serão apresentados os resultados, avaliando e discutindo suas implicações práticas e aplicabilidade. Dessa forma, a pesquisa busca oferecer uma abordagem estruturada e baseada em evidências para a implementação de estratégias de policiamento mais eficientes.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

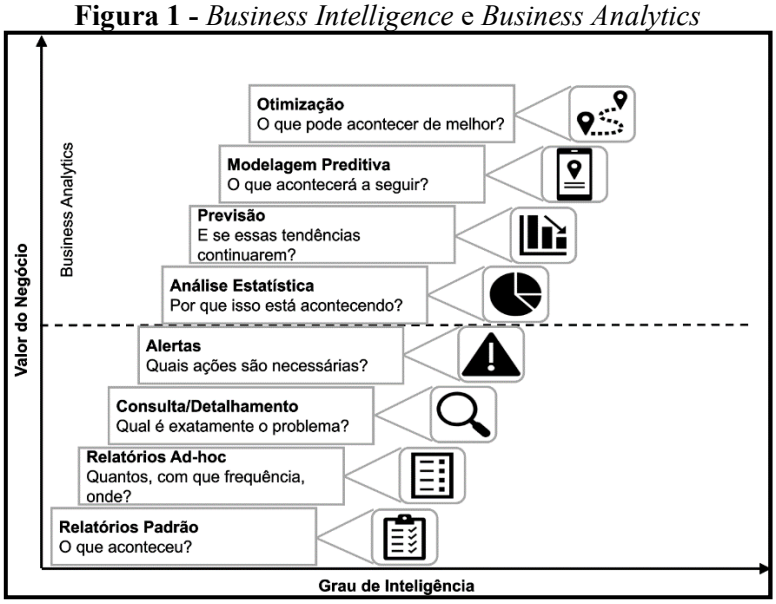
2. Policiamento Inteligente e Preditivo

A atividade policial de prevenção e de repressão criminal enfrenta um ambiente cada vez mais complexo. Como destaca Fernandes [2023], a polícia é influenciada pelo ambiente externo e precisa adaptar-se às necessidades da sociedade para enfrentar novos desafios. Tal contexto, exige melhorias na tomada de decisões, visando estratégias eficazes (alcançando os objetivos), eficientes (melhor uso de recursos) e efetivas (gerando sensação de segurança).

A presença policial em locais estratégicos é um elemento de dissuasão criminal [Braga et al., 2019]. No entanto, para potencializar esse efeito, é necessário direcionar os recursos para áreas com maior tendência à criminalidade [Basílio, Pereira e Costa, 2021].

Davenport e Harris [2007] ressaltam que instituições que usam dados estrategicamente possuem decisões mais precisas e previsões mais assertivas. A hierarquia de análises de dados descrita por eles vai desde relatórios básicos até análises sofisticadas, como modelagem preditiva e otimização, destacando que níveis mais altos de análise aumentam a complexidade e o valor competitivo. No campo da segurança pública, isso se traduz no desenvolvimento de abordagens como o Policiamento Inteligente (*Smart Policing*) e o Policiamento Preditivo (*Predictive Policing*).

Figura 1 - *Business Intelligence* e *Business Analytics*



Fonte: adaptado pelo autor, a partir de Davenport e Harris, 2007

O *Smart Policing* utiliza dados e tecnologias para melhorar a eficácia das operações policiais, antecipando comportamentos criminosos e orientando ações proativas [Coldren Jr., Huntoon e Medaris, 2013]. A coleta e análise de grandes volumes de dados de fontes como registros criminais e redes sociais são elementos centrais dessa abordagem [Afzal e Panagiotopoulos, 2020].

Afzal e Panagiotopoulos [2020] identificam quatro componentes do *smart policing*: (1) Construção de Crime, que identifica hotspots; (2) Detecção de Crime, com dados em tempo real; (3) Vigilância Automatizada, com câmeras inteligentes; e (4) Monitoramento de Tensões, com análise de linguagem natural para identificar picos de tensão social.

O Policiamento Preditivo, por sua vez, aplica técnicas analíticas para prever onde e quando crimes podem ocorrer, permitindo respostas antecipatórias [Perry et al., 2013]. Baseia-se no princípio de que os crimes não ocorrem aleatoriamente, mas se concentram em áreas e horários específicos. A "lei da concentração dos crimes" destaca que uma pequena proporção de locais responde pela maior parte das ocorrências criminais [Weisburd, 2015].

Entre as principais técnicas de policiamento preditivo estão o *Kernel Density Estimation* (KDE), para mapear *hotspots* [Hart e Zandbergen, 2014]; o modelo *near-repeat*, que calcula a probabilidade de crimes futuros próximos aos anteriores [Mohler et al., 2015]; e o *Risk Terrain Modeling* (RTM), que identifica fatores de risco no ambiente físico [Caplan, Kennedy e Miller,

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

2011]. Além disso, modelos de aprendizado de máquina têm sido usados para prever crimes com maior precisão [Rummens e Hardyns, 2020].

3. *Risk Terrain Modeling* (RTM) – Modelagem de Risco Terreno

O *Risk Terrain Modeling* (RTM) é um método de policiamento preditivo que utiliza dados espaciais para identificar fatores ambientais que aumentam o risco de crimes. Baseia-se na ideia de que certas características de um local contribuem para atividades criminosas. O RTM emprega Sistemas de Informação Geográfica (GIS) para criar mapas compostos com camadas de fatores de risco associados ao crime [Caplan, Kennedy e Miller, 2011; Kennedy et al., 2011]. As variáveis ambientais incluem densidades e distâncias de fatores de risco e proteção, com o objetivo de manter o modelo simples e interpretar a relação entre o local e o crime.

A principal distinção entre o RTM e métodos tradicionais, como análise de *hotspots*, é que classifica áreas de risco com base em características ambientais, enquanto a análise de *hotspots* identifica áreas com alta incidência de crimes passados [Perry et al., 2013]. O RTM possui três elementos principais: uniformização dos dados em uma unidade geográfica comum, diagnóstico dos elementos de risco e combinação das vulnerabilidades espaciais [Kennedy e Dugato 2018],

A uniformização padroniza a área de estudo em células de tamanhos uniformes (como quadrados ou hexágonos). Os fatores de risco são escolhidos com base em meta-análises, revisões de literatura ou conhecimento empírico e avaliados por meio de regressão estatística para entender sua relação com os crimes analisados [Caplan, Kennedy e Miller, 2011]. A elaboração do RTM envolve a integração de várias camadas de fatores de risco em um mapa único, que atribui um valor de risco a cada célula, identificando locais com maior propensão a crimes [Caplan et al., 2015].

Pesquisas [Rummens e Hardyns, 2020; e Basílio, Pereira e Oliveira, 2021] destacam vantagens do RTM: uso de uma ampla variedade de dados, facilidade de implementação e utilidade como ferramenta de diagnóstico. O RTM não apenas buscar prever os locais de risco, mas também ajuda a compreender os fatores que influenciam a criminalidade em diferentes contextos.

Marchment e Gill [2021] realizaram uma revisão sistemática e meta-análise de pesquisas que utilizaram o RTM em diferentes países e crimes, como homicídios, roubos, furtos de veículos, ataques terroristas e crimes relacionados a drogas. A meta-análise indicou que, em média, 44,7% dos eventos ocorreram em 10% das células classificadas como de alto risco, demonstrando a precisão do modelo na alocação de recursos policiais em ações preventivas.

O RTM tem sido comparado a outros métodos preditivos, como *Kernel Density Estimation* (KDE) e near-repeat. [Ohyama e Amemiya, 2018] observaram que o RTM foi mais eficiente que o KDE na identificação de pontos críticos. No entanto, [Rummens e Hardyns, 2020] compararam o RTM com hotspots, near-repeat e aprendizado de máquina, concluindo que os métodos baseados em machine learning tiveram resultados superiores em alguns contextos, mas que o desempenho do RTM foi semelhante. Isso indica que não existe um método universalmente superior, sendo necessário avaliar as particularidades do contexto em que o modelo é aplicado.

Em estudo anterior, [Limeira, 2022] utilizou-se o método para prever homicídios em uma região de Porto Alegre. O estudo apresentou uma assertividade média de 31% em 5% da área total analisada e 43% em 10% das células de maior risco, com previsões mensais, entre 2020 e 2021. O RTM superou outros modelos de alocação de recursos, como k-means, p-medianas e modelo de máxima cobertura, confirmando sua eficácia em comparação com abordagens tradicionais.

4. Criminalidade nas Proximidades de Área Escolar

A segurança nas proximidades de escolas é uma questão relevante na criminologia contemporânea, fundamentada em teorias da criminologia ambiental que associam a ocorrência de crimes a fatores espaciais e contextuais específicos. As escolas, como locais de interação social, podem influenciar a dinâmica criminal ao criar oportunidades para delinquentes e vítimas. O crime não ocorre aleatoriamente, mas em locais onde convergem infratores motivados, vítimas potenciais e ausência de vigilância. Assim, é essencial investigar o papel das escolas como "atratores de crimes" e seu impacto na segurança pública.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

Brantingham e Brantingham [1993] destacam que o evento criminoso ocorre em ambientes familiares ao infrator, relacionados aos seus deslocamentos cotidianos, como residência, trabalho e áreas de lazer. Essa dinâmica resulta em uma distribuição desigual de crimes, com áreas registrando maiores índices criminais devido à presença de atratores sociais. Teorias da da atividade rotineira e a desorganização social, reforçam essa compreensão.

Roman [2002] analisou setores censitários em Maryland e constatou que áreas próximas a escolas com baixa infraestrutura apresentaram taxas mais altas de crimes violentos. Willits et al. [2011], ao investigar Albuquerque, concluíram que escolas secundárias estavam associadas ao aumento de crimes violentos e contra a propriedade, enquanto escolas primárias exerciam um efeito contrário, devido à maior supervisão. Murray e Swatt [2013] observaram, em Omaha, que blocos com escolas públicas de ensino médio registravam mais roubos de veículos e agressões em comparação com áreas sem escolas. Burdick et al. [2019] identificaram, em Baltimore, que alunos que percorriam rotas perigosas até as escolas apresentavam altos índices de absenteísmo.

No Brasil, Couto e Soares [2018] analisaram a violência no entorno de escolas estaduais em Minas Gerais, associando índices criminais à rotatividade de professores e baixa estrutura administrativa. Escolas com essas características apresentaram mais registros de ocorrências policiais nas áreas adjacentes. Caplan e Kennedy [2011] apontam que a presença de escolas pode influenciar o ambiente e aumentar a ocorrência de crimes como agressões, roubos e furtos.

Conclui-se que escolas exercem influência significativa na dinâmica criminal local. Elementos como tipo de escola, nível de ensino, infraestrutura urbana e características socioeconômicas da comunidade desempenham papéis críticos na configuração do risco criminal.

5. Procedimentos Metodológicos

A modelagem proposta baseia-se na implementação do RTM. Caplan et al. [2015] propõem uma sequência de dez etapas (Figura 2).

Figura 2 – Etapas de Modelagem do RTM

Etapas de modelagem do RTM
1. Seleção do evento criminal de interesse
2. Escolha de uma área geográfica do estudo
3. Escolha de um período de tempo
4. Obtenção de mapas básicos da área de estudo
5. Identificação de fatores relacionados ao evento criminal
6. Seleção de fatores específicos para inclusão no RTM
7. Aplicação da influência espacial dos fatores para as camadas do mapa de risco
8. Estabelecimento de pesos entre as camadas do mapa de risco
9. Combinação das camadas do mapa de risco para formar um mapa composto
10. Finalização do mapa do RTM para apresentar os resultados

Fonte: Adaptado pelo autor de Caplan *et al*, 2015

O primeiro passo consiste na escolha do evento criminal a ser estudado. Como mencionado, a área de interesse foi definida como a criminalidade nas proximidades de escolas, assim, definiu-se o roubo a pedestres. A segunda etapa refere-se à definição da área geográfica, onde a pesquisa será aplicada em área de responsabilidade territorial de unidade operacional de Porto Alegre, abrangendo vinte e um bairros, com uma população superior a 327 mil habitantes, e no município de São Leopoldo, com população de mais de 236 mil habitantes [IBGE, 2022].

Nota-se que a pesquisa propõe uma inovação, uma vez que ao invés de dividir as áreas das regiões definidas em unidades padrões, partindo de toda a extensão, sugere-se a definição de unidades padrões de circunferências tendo como centro estabelecimentos de ensino das áreas de estudo. Após a delimitação dos estabelecimentos, foram identificadas as escolas de ensino fundamental e/ou médio, acrescentando-se escolas técnicas e de ensino para jovens e adultos nos respectivos níveis definidos. Conforme o censo do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

Educacionais Anísio Teixeira (INEP, 2023), foram localizadas 84 escolas na região determinada de Porto Alegre e 82 estabelecimentos em São Leopoldo.

Uma análise preliminar, para medir a representação dos roubos a pedestres nas áreas de influência das regiões estudadas, revelou que 24% (na área de estudo de Porto Alegre) e 38% (em São Leopoldo) dos registros de roubos a pedestres, nos anos de 2022 e 2023, foram registrados a até 200 metros de uma escola. Nota-se que há uma maior probabilidade desses crimes ocorrerem nas áreas de influência escolares, uma vez que as áreas de influência representam 15% na área de Porto Alegre e 9% em relação ao município de São Leopoldo

Quanto ao período, foram utilizados dados criminais dos anos de 2022, 2023 e dos quatro primeiros meses de 2024, utilizando-se dos dados criminais. Em relação às informações das escolas utilizou-se os dados do censo do INEP de 2023, e quanto aos demais dados locais, foram usados sistemas atualizados das aplicações Open Street Maps e Google Maps. Os dados criminais de 2022 e do primeiro semestre de 2023 foram aplicados como treinamento, enquanto os do segundo semestre de 2023 e do período de janeiro a abril de 2024 foram utilizados como de teste. Essa delimitação decorre do período de desastres naturais no mês de maio de 2024, no Rio Grande do Sul, que interferiu na dinâmica social do ambiente nos meses de maio e junho de 2024.

Os mapas dos municípios foram obtidos no sítio eletrônico do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e tratados através do sistema QGIS. Definiu-se como unidade padrão uma circunferência ao redor das escolas com raio de 200 metros.

Na fase cinco, foram relacionados os fatores vinculados aos eventos criminais, realizando-se a análise de regressão para a variável dependente (roubo a pedestre), para cada um dos locais (Porto Alegre e São Leopoldo) de todas as variáveis independentes, a fim de verificar a significância estatística e avaliar o melhor modelo preditivo (Quadro 1). Salienta-se que para os indicadores criminais foram considerados fatos tentados e consumados, por entender-se que para fins de análise preditiva as tentativas devem ser objetos de análise policial.

Quadro 1 – Lista de Risco aplicados nos Modelos da Pesquisa

Fatores de Risco	**Análise**	**Fonte**
crimes violentos letais intencionais	densidade	dados da Brigada Militar/RS
lesões corporais	densidade	dados da Brigada Militar/RS
tráfico de entorpecentes	densidade	dados da Brigada Militar/RS
porte ilegal/irregular e disparos de armas	densidade	dados da Brigada Militar/RS
roubos a pedestres	densidade	dados da Brigada Militar/RS
roubos a transporte público	densidade	dados da Brigada Militar/RS
roubos de veículos	densidade	dados da Brigada Militar/RS
roubos a estabelecimento comercial	densidade	dados da Brigada Militar/RS
praças e parques	proximidade	Open Street Maps e Google Maps
pontos de embarque do transporte público	dens.e prox.	Open Street Maps
shoppings centers e hipermercados	proximidade	Google Maps
vias de trânsito rápido e arteriais	proximidade	Open Street Maps
escolas (outra escola na área de influência)	proximidade	Censo do INEP e Google Maps
escola pública	-	censo do INEP
ensino médio	-	censo do INEP
turno noturno	-	censo do INEP
número de alunos	densidade	censo do INEP

Fonte: elaborado pelo autor

Cada fator foi transformado em uma shapefile (camada de mapa) considerando a área de influência das escolas (circunferência de 200m de raio), em cada uma das regiões, utilizando-se o sistema de informações geográfica de dados abertos QGIS.

O sexto ponto trata do diagnóstico das variáveis, empregando Regressão de Poisson, a fim de verificar os modelos com melhor predição, usando o AIC (Akaike Information Criterion), um critério estatístico usado para selecionar modelos de regressão ou outros modelos estatísticos baseados em dados observados, medindo a qualidade de um modelo [Akaike 1974]. Assim, foram

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

realizados testes de regressão, executando-se a regressão de Poisson, excluindo os fatores de risco com baixa significância estatística e avaliando os modelos com menor índice AIC para o crime de roubo a pedestre nas áreas escolares (no raio de 200 metros) das regiões estudadas.

Quanto à aplicação da influência espacial dos fatores para as camadas do mapa de risco, como exposto, a partir das áreas de influência escolar, foi gerada a incidência de cada fator nas circunferências de raio de duzentos metros de cada escola, utilizando-se o sistema QGIS. Para o estabelecimento de pesos entre as camadas do mapa de risco, foram aproveitados os coeficientes gerados após a regressão dos modelos [Caplan et al, 2015].

No que se refere aos fatores risco, combinando as camadas consideradas a partir de dados significativos estatisticamente, realizou-se o cálculo do escore risco: a contagem de incidência em cada grid, no período dos seis meses anteriores ao mês de previsão (quanto aos fatores de registros criminais, os quais apresentam variação com o decurso do tempo). Dessa forma, os pontos foram alocados nas unidades padrão definidas, para cada uma das camadas, realizando-se a contagem de incidências, formando uma matriz de densidade, que avaliou todas as circunferências definidas (áreas escolares). Portanto, primeiramente, calculou-se o escore de densidade (ED) em cada área escolar, em todas as camadas, considerando o período de análise e a contagem de incidentes, da seguinte forma (Equação 1):

$$ED_{fa} = \frac{(I_n - MI)}{DP} \quad (Equação\ 1)$$

Onde:

- ED: escore de densidade
- I: incidência na área escolar
- MI: média de incidência nos grids da área de estudo
- DP: desvio padrão
- a: área escolar de cada estabelecimento (circunferência com raio de 200m)
- f: fator de risco em análise

Após classificaram-se as áreas, estabelecendo o escore de risco (ER) para cada fator (f) e cada área (a). Os fatores nos quais foi realizada a análise de densidade foram previamente padronizados a partir da quantidade total verificada, atribuindo-se: valor 0, se a quantidade na unidade era menor do que a média; valor 1, se o número de incidência era maior ou igual a média e menor do que a média mais o desvio padrão; e grau 2 para números maiores ou iguais do que a média mais 1 desvio padrão. Nos campos de análise de proximidade ou característica da escola foram utilizados índices binários (1 se presente a característica na unidade ou 0 se ausente), computados para cada área escolar.

Concluindo, foram finalizados os mapas do RTM, após a formatação das camadas de risco para cada fator. No presente estudo, esse procedimento foi realizado para cada mês de predição no período de julho de 2023 a abril de 2024. Passou-se, então, à compilação das camadas e elaboração do mapa risco composto do RTM. De tal modo, calculou-se o valor de risco local (VRL), considerando os coeficientes de regressão como pesos de cada fator (Equação 2).

$$VRL_a = \frac{Exp(\beta_0 + \sum_{i=1}^{n} ER_{fa}\beta_f)}{Exp(\beta_0)} \quad ,\forall g \in (1,n), a \in \mathbb{Z} \quad (Equação\ 2)$$

Sendo:

- VRL: valor de risco local
- ER: escore de risco de cada fator
- β: coeficiente de regressão
- a: área escolar de cada estabelecimento
- f: fator de risco

Dessa forma, para cada mês, em cada modelo, foram selecionadas as áreas escolares com maior VRL.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

5. Procedimentos Metodológicos

Considerando os modelos definidos a partir da trilha metodológica executada, inicialmente, é fundamental apresentar os resultados do diagnóstico dos fatores de risco para cada um dos crimes estudados, lesões corporais e roubos a pedestres, nas áreas escolares da região de Porto Alegre e do município de São Leopoldo (Tabelas 2 e 3). Destaca-se que a identificação dos fatores selecionados com base no valor p, medida estatística usada em testes de hipóteses para determinar a significância dos resultados observados. Ou seja, nos contextos de pesquisa, o p-valor ajuda a decidir se uma variável independente tem um efeito sobre a variável dependente.

Tabela 2 – Modelo final para roubos a pedestre em área escolar
Região de Porto Alegre - Regressão de Poisson

fator de risco	**coeficiente**
Intercept	0,3668
pontos de embarque de transporte público (proximidade)***	0,4466
roubos a pedestre***	0,8386
vias de trânsito rápido/arteriais*	-0,2597
ensino médio*	0,2404

Fonte: elaborado pelo autor utilizando Python. *p ≤ 0,10. **p ≤ 0,05. ***p ≤ 0,01.

É importante destacar que para o mesmo crime, há variação dos fatores que apresentaram relação após a análise de regressão em cada uma das regiões, uma vez que as dinâmicas sociais e culturais, a estrutura urbana, assim como a interação do ambiente com a criminalidade local são diferentes. Como abordado na revisão teórica, essa fase da aplicação do RTM apresenta-se como uma importante ferramenta para uma melhor interpretação das causas criminais, especialmente da influência ambiental. Assim, somente os pontos de embarque de transporte público (proximidade) e roubos a pedestres anteriores, permanecerão nos dois modelos finais.

Tabela 3 – Modelo final para roubos a pedestre em área escolar
São Leopoldo - Regressão de Poisson

fator de risco	**coeficiente**
Intercept	-0,7838
pontos de embarque de transporte público (proximidade)***	1,0945
pontos de embarque de transporte público (densidade)***	-0,5940
roubos a pedestre***	1,3500
lesões corporais***	0,5046
quantidade de alunos**	0,2245
escola pública***	-0,4202

Fonte: elaborado pelo autor utilizando Python. *p ≤ 0,10. **p ≤ 0,05. ***p ≤ 0,01.

A tabela 4 apresenta os dados referentes ao modelo aplicado na área escolar de unidade de Porto Alegre, que totaliza 84 escolas de ensino dos níveis fundamental e médio. O modelo com os fatores de risco para roubo a pedestre foram avaliados a partir de duas proposições, 10% (8 áreas escolares) e 20% (17 áreas escolares). Assim, foram identificadas as áreas com maior valor de risco local para cada um dos meses entre julho de 2023 e abril de 2024, e verificado qual a quantidade dos crimes foi registrada nas áreas escolares. Dessa forma, é possível verificar a assertividade, considerando o número de crimes registrados nas áreas de maior risco, conforme as proposições.

A aplicação do modelo de risco terreno para a região, referente ao crime de roubo a pedestre, apresenta como resultados a assertividade de 24,8% e 44,9%, respectivamente. Nota-se que também foram utilizados como referência a identificação em torno de 10% e 20%, no entanto esse modelo apresentou, em alguns meses, várias áreas no nível de delimitação com o mesmo valor de risco local, sendo considerados para cada análise todas as circunferências na classificação. Logo houve uma variação no número de pontos, resultando em uma média de 8,7 áreas, representando 10,4% das unidades de influência escolar. Na proposta que filtrava no mínimo 20%, em virtude da igualdade de alguns valores, foram considerados em média 19 áreas, nos dez meses de análise, correspondendo a 22,6%.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

Tabela 4 – Resultados de predição do modelo de RTM nas áreas escolares com maior valor de risco local – roubo a pedestre – Região de Porto Alegre (jul/23-abr/24)

Assertividade	Áreas escolares com maior valor risco local	Assertividade/áreas escolares com maior risco
24,8%	10,4%	2,40
44,9%	22,6%	1,98

Fonte: elaborado pelo autor

Referente aos modelos de risco terreno utilizados nas 82 áreas escolares de São Leopoldo, considerando os crimes estudados e as proporções de áreas identificadas de maior risco, os resultados apresentaram melhores índices de predição. Também se utilizou a referência de 10% (8 áreas) e 20% (16 áreas) para a definição das células de maior risco, e em alguns meses também foram identificadas unidades com mesmo valor de risco. Nos modelos para o crime de roubos a pedestres, foram identificados em média 8 e 16,2 áreas para cada mês.

O modelo de roubo a pedestre em São Leopoldo (Tabela 5) apresentou resultados de predição ainda mais relevantes: 48,8% dos roubos em áreas escolares, no período de teste, ocorreram em 9,8% das unidades com maior valor de risco. Ou seja, quase metade dos roubos a pedestres em áreas escolares do município foram gerados em média em oito regiões escolares identificadas com maior risco em cada mês.

Tabela 5 – Resultados de predição do modelo de RTM nas áreas escolares com maior valor de risco local – roubo a pedestre – São Leopoldo (jul/23-abr/24)

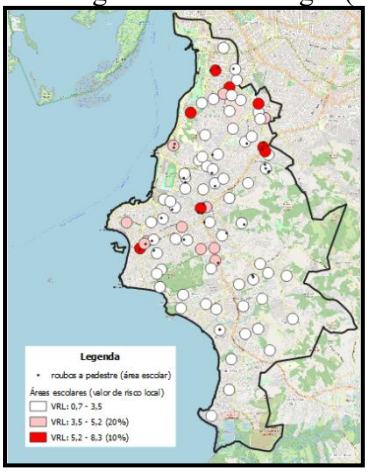
Assertividade	Áreas escolares com maior valor risco local	Assertividade/áreas escolares com maior risco
48,8%	9,8%	5,00
69,4%	19,8%	3,51

Fonte: elaborado pelo autor

Tratando da proposta de considerar 20% das células como de maior risco, o índice de concentração foi de 69,4%. Assim, cerca de 7 de cada 10 roubos a pedestres, num raio de 200 metros das escolas de São Leopoldo, aconteceram em 19,8% das áreas categorizadas, para cada um dos meses, como de maior risco (maiores valores de risco local). Sob essa percepção os valores de predição mensal foram entre 48% e 89% (desvio padrão:12%).

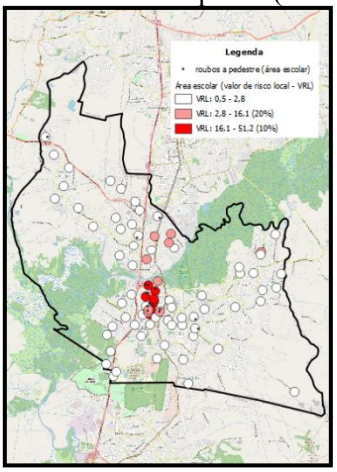
A seguir, são apresentados mapas de RTM do mês de abril de 2024, a fim demonstrar visualmente a apresentação dos dados RTM (Figuras 3 e 4).

Figura 3 – Mapa de Risco Terreno – roubo a pedestre – região de Porto Alegre (abr/24)



Fonte: elaborado pelo autor, utilizando QGIS

Figura 4 – Mapa de Risco Terreno – roubo a pedestre – São Leopoldo (abr/24)



Fonte: elaborado pelo autor, utilizando QGIS

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

Nota-se que a entrega do mapa permite aplicação de planejamento de ações policiais, podendo agregar com demais informações de horários de funcionamento da escolas selecionadas e análise criminal local, para o correto entendimento da dinâmica criminal e aperfeiçoamento do processo de tomada de decisão.

5. Considerações Finais

O presente estudo buscou responder ao problema de pesquisa sobre a viabilidade de aplicar um modelo preditivo baseado em risco terreno (RTM) em áreas próximas a escolas de municípios do Rio Grande do Sul, visando ao aprimoramento do planejamento das ações de policiamento preventivo em locais de risco. A pesquisa demonstrou que a aplicação do RTM em regiões específicas, como Porto Alegre e São Leopoldo, mostra-se potencialmente eficaz na identificação de fatores de risco e na previsão de crimes como roubos a pedestres.

O objetivo geral da pesquisa, de propor uma estratégia de policiamento inteligente utilizando a modelagem de risco terreno como método de policiamento preditivo em áreas próximas a escolas, partiu de uma revisão dos conceitos de policiamento inteligente e preditivo, bem como da análise dos aspectos relacionados à criminalidade nas proximidades de escolas. O estudo conseguiu diagnosticar fatores que se relacionam ao crime em análise e avaliar a utilização do RTM com uma nova definição da unidade de análise (circunferências a partir das escolas). Essa inovação demonstra a flexibilidade do método, que permite a identificação das áreas de maior risco a partir de uma unidade padrão.

Os resultados mostraram variações significativas nos fatores criminais entre os diferentes municípios estudados, indicando que o modelo RTM é sensível às características locais, como dinâmicas sociais, culturais e estrutura urbana, o que reforça a necessidade de uma aplicação específica. Entre os principais resultados, a pesquisa identificou que fatores como a proximidade de pontos de embarque de transporte público, vias de trânsito rápido, registros de lesões corporais, quantidade de alunos e características da escola (pública e de ensino médio) influenciam a ocorrência de crimes em áreas próximas a escolas, bem como a incidência de determinados crimes anteriores. Esses fatores demonstraram variabilidade significativa entre os municípios, evidenciando que diferentes contextos impactam de forma distinta a criminalidade local.

Ademais, a aplicação do RTM mostrou ser eficaz na predição de crimes nas áreas de estudo, com 69,4% dos roubos a pedestres concentrados nas áreas de maior risco (20% das áreas escolares) em São Leopoldo. Também se verificou que na região de Porto Alegre, cerca de 44,9% aconteceram nas regiões de influência escolar identificadas como de maior risco (20% do total das áreas). Esses resultados indicam que o modelo é capaz de prever com alta precisão as áreas de maior risco, permitindo a alocação mais assertiva dos recursos.

Todavia, observou-se que, mesmo para os mesmos tipos de crimes, há variação significativa nos fatores de risco entre Porto Alegre e São Leopoldo, refletindo diferentes dinâmicas criminais. Isso sugere que a aplicação do RTM deve ser adaptada às características específicas de cada município para garantir sua eficácia.

Com base nos resultados obtidos, verifica-se a possibilidade de que novas pesquisas sejam conduzidas, ampliando a aplicação do RTM para outras áreas de interesse, bem como avaliando a variação de influência de fatores em diferentes horários. Além disso, futuras investigações podem explorar a integração do RTM com outras técnicas de policiamento preditivo, como aprendizado de máquina, para otimizar ainda mais a alocação de recursos e estratégias de intervenção.

Assim, oferece uma abordagem inovadora e baseada em dados que pode ajudar a melhorar a segurança pública em áreas críticas, otimizar o uso de recursos e reforçar a confiança da comunidade nas instituições de segurança.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

Referências

Afzal, M.; Panagiotopoulos, P. (2020). Smart Policing: A Critical Review of the Literature. In Anais do 19th International Conference on Electronic Government (EGOV), Linköping.

Akaie, H. (1974). A new look at the statistical model identification. IEEE Transactions on Automatic Control, 19(6), 716-723.

Basílio, M. P.; Pereira, V.; Costa, H. G. (2019). Método de apoio à decisão multicritério: um estudo empírico aplicado na classificação das áreas integradas de segurança pública no Estado do Rio de Janeiro. Engevista, 21(1), 47-62.

Basílio, M. P.; Pereira, V.; Oliveira, M. W. C. M. (2021). Knowledge discovery in research on policing strategies: an overview of the past fifty years. Journal of Modelling in Management, 16(3), 1-38.

Braga, A. A.; Turchan, B.; Papachristos, A. V.; Hureau, D. M. (2019). Hot spots policing of small geographic areas: effects on crime. Campbell Systematic Reviews, 15(3).

Brantingham, P. L.; Brantingham, P. J. (1993). Nodes, paths and edges: considerations on the complexity of crime and the physical environment. Journal of Environmental Psychology, 13, 3-28.

Burdick-Will, J.; Stein, M. L.; Grigg, J. (2019). Danger on the way to school: exposure to violent crime, public transportation, and absenteeism. Sociological Science, 6, 118-142.

Caplan, J. M.; Kennedy, L. W.; Miller, J. (2011). Risk terrain modeling: brokering criminological theory and GIS methods for crime forecasting. Justice Quarterly, 28(2), 360-381.

Caplan, J. M.; Kennedy, L. W. (2011). Risk terrain modeling compendium. Rutgers Center on Public Security.

Caplan, J. M.; Kennedy, L. W.; Barnum, J. D.; Piza, E. (2015). Risk terrain modeling for spatial risk assessment. Cityscape, 17(1), 7-16.

Coldren Jr., J. R.; Huntoon, A.; Medaris, M. (2013). Introducing Smart Policing: Foundations, Principles, and Practice. Police Quarterly, 16(3), 275-286.

Couto, A. A. A.; Soares, J. F. (2018). A violência na análise do contexto das escolas públicas: evidências da rede estadual de ensino de Minas Gerais. Revista Brasileira de Segurança Pública, 12(2), 250-268.

Davenport, T. H.; Harris, J. G. (2007). Competing on Analytics: The New Science of Winning. Boston: Harvard Business Review Press.

Fernandes, S. H. S. (2023). Polícia e Futuro: Identidade Orientada Para Cenários e Desenvolvimento Organizacional. São Paulo: Editora Dialética.

Hart, T.; Zandbergen, P. A. (2014). Kernel Density Estimation and Hotspot Mapping: Examining the Influence of Interpolation Method, Grid Cell Size, and Bandwidth on Crime Forecasting. Journal of Quantitative Criminology, 30(3), 571-594.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Shapefiles dos Municípios do Brasil. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-e-mapas/bases-cartograficas-continuas. Acesso em: 3 ago. 2024.

Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). (2023). Censo Escolar da Educação Básica 2023. Disponível em: https://www.gov.br/inep/pt-br/assuntos/estatisticas-educacionais/censo-escolar. Acesso em: 3 ago. 2024.

Kennedy, L. W.; Caplan, J. M.; Piza, E. (2011). Risk clusters, hotspots, and spatial intelligence: risk terrain modeling as an algorithm for police resource allocation strategies. Journal of Quantitative Criminology, 27(3), 339-362.

Kennedy, L. W.; Dugato, M. (2018). Forecasting crime and understanding its causes: applying risk terrain modeling worldwide. European Journal on Criminal Policy and Research, 24(4), 345-350.

Limeira, M. L. C. (2022). Proposta de Policiamento Inteligente: integrando modelos de localização preditiva e de roteirização eficiente de patrulhas policiais. Dissertação (Mestrado em Administração) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

Marchment, Z.; Gill, P. (2021). Systematic review and meta-analysis of risk terrain modelling (RTM) as a spatial forecasting method. Crime Science, 10(1), 1-11

Mohler, G. O. et al. (2015). Randomized controlled field trials of predictive policing. Journal of the American Statistical Association, 110(512), 1399-1411.

Murray, R. K.; Swatt, M. L. (2013). Disaggregating the relationship between schools and crime: a spatial analysis. Crime & Delinquency, 59(2), 163-190.

Ohyama, T.; Amemiya, M. (2018). Applying crime prediction techniques to Japan: a comparison between risk terrain modeling and other methods. European Journal on Criminal Policy and Research, 24(3), 355-371.

Perry, W. L. et al. (2013). Predictive policing: the role of crime forecasting in law enforcement operations. Rand Corporation.

Roman, C. G. (2002). Schools as generators of crime: routine activities and the sociology of place. Tese (Doutorado) – American University, Washington, D.C.

Rummens, A.; Hardyns, W. (2020). Comparison of near-repeat, machine learning and risk terrain modeling for making spatiotemporal predictions of crime. Applied Spatial Analysis and Policy.

Weisburd, D. (2015). The law of crime concentration and the criminology of place. Criminology, 53(2), 133-157.

Willits, D.; Broidy, L.; Gonzales, A.; Denman, K. (2014). Place and neighborhood crime: examining the relationship between schools, churches, and alcohol-related establishments and crime. New Mexico Statistical Analysis Center.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212128
https://proceedings.science/p/212128?lang=pt-br