


A PESQUISA OPERACIONAL APLICADA AO PROBLEMA DE ROTEIRIZAÇÃO DE PATRULHAS POLICIAIS UTILIZANDO MODELOS DE LOCALIZAÇÃO PREDITIVA E DO CAIXEIRO VIAJANTE

 <https://doi.org/10.22533/at.ed.411142514011>

Data de aceite: 16/01/2025

Matheus Santos Lima

Departamento e/ou Programa de Pós-Graduação: Engenharia de Produção
Instituição de vínculo, Local: Universidade Federal do Amazonas (UFAM), Manaus, AM, Brasil
<https://orcid.org/0009-0001-3948-460X>

RESUMO: Este artigo aborda a otimização de rotas de patrulhamento policial em Manaus, combinando Modelos de Localização Preditiva (MLP) e o Problema do Caixeiro Viajante (PCV). Os MLP utilizam dados históricos e técnicas de aprendizado de máquina para identificar *hotspots* criminais, áreas com alta probabilidade de crimes, onde a presença policial deve ser intensificada. A previsão desses pontos críticos permite uma alocação eficiente dos recursos de patrulhamento. O PCV é utilizado para determinar a rota mais eficiente que cobre todos os pontos críticos identificados pelos MLP, adaptando o algoritmo para as particularidades das operações policiais, como a necessidade de visitar certos pontos regularmente e as restrições de tempo. A metodologia foi testada através de estudos de caso e simulações computacionais, comparando

os resultados com métodos tradicionais de patrulhamento. Conclui-se que a combinação de MLP e PCV resulta em uma ferramenta robusta para otimização de rotas policiais, melhorando a alocação de recursos e a resposta a incidentes criminais, contribuindo significativamente para a eficiência operacional das forças de segurança, fortalecendo a segurança comunitária e a eficácia policial.

PALAVRAS-CHAVE: Policiamento Inteligente, Problema do Caixeiro Viajante, Modelo Preditivo de Localização e Roteirização de Patrulhas, Serviços *Web*.

OPERATIONAL RESEARCH APPLIED TO THE PROBLEM OF ROUTING POLICE PATROLS USING PREDICTIVE LOCATION AND TRAVELING SALESMAN MODELS

ABSTRACT: This paper addresses the optimization of police patrol routes in Manaus, combining Predictive Location Models (PLM) and the Traveling Salesman Problem (TSP). PLMs use historical data and machine learning techniques to identify criminal hotspots, areas with a high probability of crime, where police presence should be intensified. Predicting these

hotspots enables efficient allocation of patrol resources. TSP is used to determine the most efficient route that covers all the hotspots identified by PLM, adapting the algorithm to the particularities of police operations, such as the need to revisit certain points regularly and time constraints. The methodology was tested through case studies and computer simulations, comparing the results with traditional patrolling methods. It is concluded that the combination of PLM and TSP results in a robust tool for optimizing police routes, improving resource allocation and response to criminal incidents, contributing significantly to the operational efficiency of security forces, strengthening community safety and police effectiveness.

KEYWORDS: Intelligent Policing, Predictive Patrol Location and Routing Model, Traveling Salesman Problem, Web Services.

INTRODUÇÃO

O bem-estar e o desenvolvimento das sociedades urbanas dependem da segurança pública. A crescente criminalidade e a sensação de insegurança entre os residentes de Manaus, capital do estado do Amazonas, têm desafiado as autoridades responsáveis por manter a ordem e proteger a população (Silva; Cardoso, 2018). Com uma população superior a dois milhões de habitantes, Manaus enfrenta problemas de segurança comuns a grandes cidades, como roubos, furtos, homicídios e tráfico de drogas (Nascimento; Oliveira, 2017).

O combate eficiente a criminalidade requer estratégias bem planejadas e a utilização de tecnologias avançadas para otimizar a alocação dos recursos policiais. No entanto, a aplicação de métodos tradicionais de patrulhamento tem se mostrado insuficiente para lidar com a complexidade e dinâmica dos crimes urbanos contemporâneos. Estudos indicam que a distribuição inadequada de patrulhas pode resultar em áreas com alta incidência criminal recebendo menos atenção do que o necessário, comprometendo a eficácia das operações policiais (Weisburd; Groff; Yang, 2012).

O policiamento inteligente representa uma abordagem moderna e tecnológica para a segurança pública, caracterizada pelo uso de dados e análises avançadas para otimizar a prevenção e combate ao crime. Este conceito, frequentemente associado ao termo “policiamento orientado por inteligência” (Policiamento Inteligente - PI), surgiu como uma resposta às limitações dos métodos tradicionais de patrulhamento e à necessidade de uma estratégia mais proativa e eficiente na gestão dos recursos policiais (Ratcliffe, 2016).

O ILP enfatiza a coleta e análise sistemática de dados criminais para identificar padrões e tendências que possam orientar a tomada de decisões estratégicas. A essência do policiamento orientado por inteligência está em transformar dados não processados em conhecimento que pode ser aplicado, permitindo que as forças policiais antecipem e previnam atividades criminosas com maior eficácia (Ratcliffe, 2016). Essa transformação é facilitada pelo uso de tecnologias como sistemas de informação geográfica (GIS), algoritmos de aprendizado de máquina e análise preditiva, que juntos oferecem uma visão mais precisa e detalhada do cenário criminal (Townsend; Johnson, 2008).

Neste contexto, o presente artigo evidencia a combinação de Modelos de Localização Preditiva (MLP) e o Problema do Caixeiro Viajante (PCV) como solução para a roteirização de patrulhas policiais em Manaus. Os MLP são ferramentas poderosas que utilizam dados históricos de criminalidade e técnicas de aprendizado de máquina para prever os locais e momentos com maior probabilidade de ocorrência de crimes (Ratcliffe, 2016). Estes modelos permitem que as forças policiais antecipem incidentes e distribuam suas patrulhas de maneira mais eficiente e direcionada (Wang; Brown, 2012).

Por outro lado, a rota mais curta que visita um conjunto de pontos uma vez e retorna ao ponto de origem se trata de um problema clássico da otimização combinatória e da teoria dos grafos. Ao usar o PCV durante patrulhamentos policiais, é possível determinar a rota mais eficaz para cobrir os pontos importantes identificados pelos MLP, reduzindo o tempo de deslocamento e maximizando a presença policial em áreas de alto risco.

A integração dessas duas abordagens visa não apenas otimizar as rotas de patrulhamento, mas também aumentar a eficácia das operações policiais, contribuindo para a redução da criminalidade e a melhoria da sensação de segurança na cidade de Manaus. O artigo apresenta uma proposta da implementação dessa solução, discutindo os desafios e benefícios, além de fornecer estudos de caso e simulações para demonstrar sua eficácia prática.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica foi subdividida em: (i) Policiamento Inteligente e Preditivo; (ii) O Problema do Caixeiro Viajante; (iii) Problema de Roteirização de Veículos; (iv) Serviços Web, e; (v) Obtendo Direções Através da API de Direções.

Policiamento Inteligente e Preditivo

Uma das principais questões de atrito na sociedade é o aumento da criminalidade e o sentimento de insegurança das pessoas com relação à segurança pública, trazendo a necessidade de melhorar ações de prevenção e repressão aos crimes por meio da criação de estratégias e táticas eficientes.

De acordo com a linha de pensamento de Limeira (2022, p. 15) “o conceito de policiamento inteligente, denominado *Smart Policing*, representa uma abordagem que integra a tecnologia e a análise de dados para otimizar a eficiência das operações policiais”.

O policiamento orientado por inteligência (Policiamento Inteligente - PI) transforma dados brutos em conhecimento acionável, o que permite que os policiais tomem decisões estratégicas fundamentadas (Ratcliffe, 2016). O PI prioriza a coleta e análise sistemática de dados criminais com o objetivo de identificar padrões e tendências que influenciam a conduta da polícia.

Já o Policiamento Preditivo (PP), uma extensão do Policiamento Inteligente, se trata da utilização de algoritmos e modelos estatísticos para prever onde e quando crimes têm maior probabilidade de ocorrer. O policiamento preditivo se baseia em técnicas de análise preditiva que identificam padrões temporais e espaciais nos dados criminais, permitindo que as forças policiais atuem preventivamente (Perry *et al.*, 2013).

Ferramentas tecnológicas, como sistemas de informação geográfica (GIS), desempenham um papel crucial no policiamento inteligente, oferecendo uma representação visual dos dados criminais que facilita a identificação de áreas com alta incidência de crime, conhecidas como *hotspots* (Chainey, Ratcliffe, 2005).

De acordo com estudos de Braga, Papachristos e Hureau (2014, p. 633-663) “a alocação de recursos baseada em dados pode resultar em uma redução significativa da criminalidade em áreas específicas, comprovando a eficácia dessa abordagem”.

A possibilidade de “prever” ou “predizer” os crimes parte do reconhecimento de que os crimes não ocorrem de forma homogênea no espaço geográfico, mas, encontram-se concentrados em determinadas áreas e locais, *hotspots*, por razões que podem ser explicadas em relação à interação entre vítima e infrator, e as oportunidades que existem para cometer crimes (Chainey *et al.*, 2008; Johnson, 2010; Hart, Zandbergen, 2014; Ratcliffe, 2016; Rummens *et al.*, 2017; Braga *et al.*, 2019; Limeira, 2022).

Perry *et al.* (2013) sugerem um modelo para o sistema de previsão da polícia que consiste em quatro etapas: coleta de dados, análise, operações policiais e resposta criminal (Figura 1).

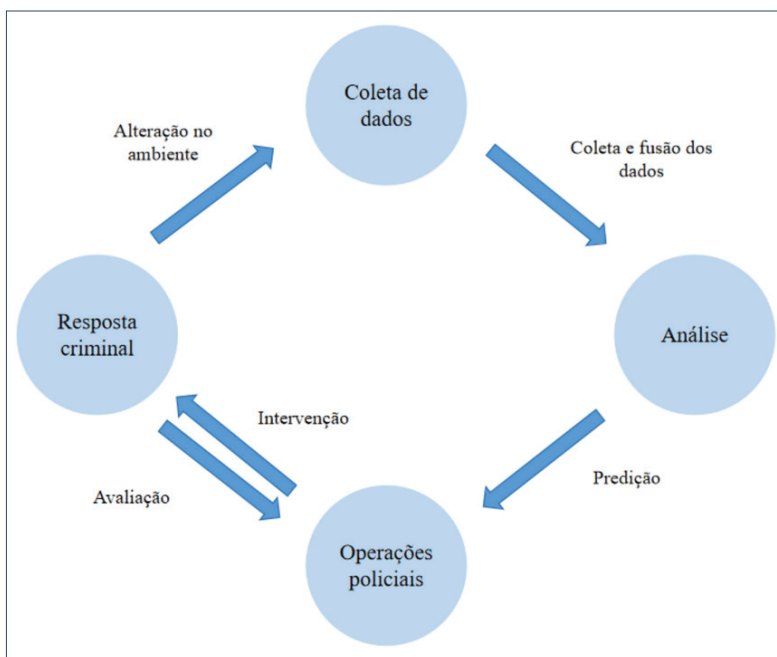


Figura 1 - Processo de Policiamento Preditivo

Fonte: Adaptado de Perry *et al.* (2013).

Como as técnicas de predição dependem de informações, a etapa de coleta de dados é crucial. Normalmente, os bancos de dados da polícia contém uma grande quantidade de dados criminais, que podem ser utilizados para determinar as tendências e padrões do crime atuais e futuros.

Ao longo da fase de análise, procedimentos são empregados não apenas para identificar os fatos e situações atuais, mas também para prevenir futuros crimes, antecipando-os. Como resultado, a análise serve como base para o uso de recursos, pois se os gestores e policiais não souberem os elementos que contribuem para a probabilidade de crime, as ações podem ser menos eficazes.

Para atingir os objetivos de evitar o crime e garantir maior segurança à população envolvida em pontos e situações de risco, o conhecimento gerado pela análise deve ser usado no planejamento e execução das operações e ações policiais. A execução das operações policiais a partir da análise preditiva é logo a terceira fase do processo.

E por fim, há a fase de observação da resposta criminal, após a intervenção policial, para descobrir se os crimes foram reduzidos, deslocados ou encerrados na área de atuação. Diante da resposta, haverá a avaliação, com ajustes necessários nas intervenções, de forma sistemática, até que ocorra a alteração no ambiente de atuação. Isso ensejará a coleta de dados, para nova análise e planejamento, formando um ciclo da gestão preditiva do policiamento (Perry *et al*, 2013; Limeira, 2022).

O Problema do Caixeiro Viajante

O Problema do Caixeiro Viajante (PCV) é um dos problemas mais estudados na teoria dos grafos e na otimização combinatória. O problema consiste em encontrar a rota mais curta que permite a um caixeiro viajar por um conjunto de cidades, visitando cada uma exatamente uma vez e retornando à cidade de origem, tendo em vista os limites econômicos, sistêmicos, burocráticos, naturais e humanos (Dantzig *et al*, 1954).

O maior problema do caixeiro viajante são os quesitos limitantes do percurso e os requisitos para se fazer o percurso, podendo estar em equilíbrio com os limites do percurso ou priorizando alguns requisitos, como velocidade ou economia de combustível.

Revisão Literária

Existem diversos problemas computacionais relacionados à otimização combinatória que envolvem a determinação de propriedades dos grafos (Karp, 1972). O PCV é um dos problemas que fazem parte deste meio.

Um grafo (G) é um objeto matemático formado por dois conjuntos, um deles é chamado de vértice (V) e o outro é um conjunto de relações entre os vértices, chamado de conjunto de arestas (E). Se dois vértices v e w de V estiverem relacionados, diz-se que entre eles existe uma aresta pertencente a E , chamada (v,w) ou simplesmente vw . Portanto, para se conhecer um grafo é necessário saber o que são os vértices e como estão ligados entre si. Com isso pode-se denominar um dado grafo como sendo $G = (V, E)$ (Boaventura; Jurkiewicz, 2009). A Figura 2 mostra um exemplo de grafo completo.

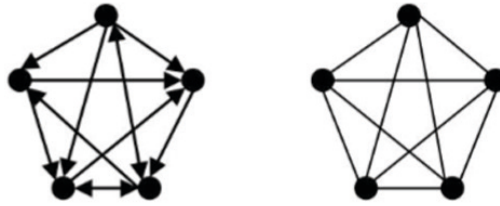


Figura 2 - Representação gráfica de um grafo composto por seus vértices e arestas

Fonte: Boaventura; Jurkiewicz, 2009

Cada viagem realizada pelo caixeiro viajante pode ser representada como um grafo onde cada destino é um vértice e, se houver uma rota direta que conecte dois destinos distintos, então haverá uma aresta entre esses dois vértices. O PCV é resolvido se houver uma rota mais curta que visite cada destino uma vez e permita ao “vendedor” (Caixeiro Viajante) voltar ao início (Brucato, 2013).

Encontrar a solução ideal do PCV é um processo computacionalmente difícil. Algoritmos exatos foram propostos, mas nem sempre eles podem ser usados devido à alta complexidade computacional e consequente tempo para produzir uma solução ótima.

Algoritmos de aproximação heurística foram projetados e podem produzir rapidamente soluções boas, mas não ótimas. Esses métodos buscam fornecer uma compensação entre a complexidade da computação e a qualidade das soluções (Hu *et al*, 2021).

Estratégias de Solução para os Problemas de Roteamento

Problemas em que variáveis assumem valores inteiros ou que possuem funções objetivo com descontinuidades não, geralmente, serem solucionadas diretamente pelo algoritmo simplex (Goldbarg C.; Luna H., 2005). Esse é o caso de grande parte dos problemas ditos de roteamento. Para isso, a pesquisa operacional desenvolve as estratégias mostradas na Figura 3:

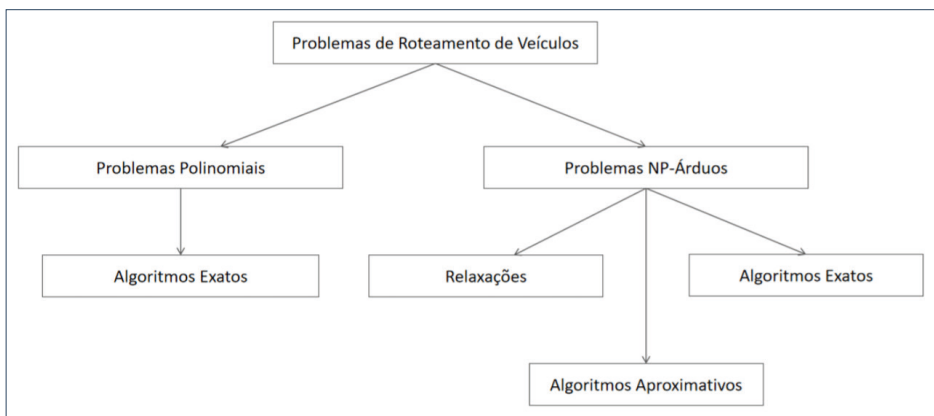


Figura 3 - Estratégias para solução de PRV

Fonte: Goldbarg C.; Luna H., 2005.

Abordagens exatas para resolver problemas logísticos requerem algoritmos que geram tanto um limite inferior e um limite superior no valor mínimo verdadeiro da instância do problema. Qualquer passeio de ida e volta que passe por cada cidade exatamente uma vez é uma solução viável com um determinado custo que não pode ser menor que o custo mínimo da excursão (Scaburi *et al*, 2019). Assim, algoritmos que constroem soluções viáveis e, portanto, limites superiores para o valor ideal, são chamados heurísticas.

Essas estratégias de solução produzem respostas, mas muitas vezes sem qualquer garantia de quão longe eles podem estar da resposta ótima. Muitas vezes, se alguém precisa de uma solução rapidamente, pode-se conformar-se com um algoritmo heurístico bem projetado que foi mostrado empiricamente para encontrar tours “quase ideais” para muitos problemas de PCV (Oliveira *et al*, 2018).

Devido à complexidade dos algoritmos exatos, heurísticas e meta-heurísticas são frequentemente usadas para resolver instâncias grandes do PCV. Algumas das heurísticas mais comuns incluem:

- Algoritmo do Vizinho Mais Próximo: Este algoritmo começa em uma cidade inicial e, a cada passo, viaja para a cidade não visitada mais próxima. Embora seja simples e rápido, ele não garante a solução ótima (Rosenkrantz; Stearns; Lewis, 1977);
- Algoritmo do Caixeiro Aleatório: Métodos como a busca tabu e algoritmos genéticos introduzem aleatoriedade na busca por soluções, escapando de mínimos locais e explorando melhor o espaço de soluções (Glover, 1989; Holland, 1975).

Muita da atenção que o problema tem recebido é justamente porque é um problema relativamente simples de descrever e ainda assim um difícil problema de otimização a ser resolvido. No entanto, existem casos importantes de problemas práticos que podem ser formulados como problemas de PCV e muitos outros problemas são generalizações deste.

Problema de Roteirização de Veículos e Roteirização de Patrulhas Policiais

O Problema de Roteirização de Veículos (VRP) é um problema clássico de otimização combinatória que visa determinar as rotas mais eficientes para uma frota de veículos que devem atender a um conjunto de clientes dispersos geograficamente, tratando-se de uma generalização do Problema do Caixeiro Viajante (PCV). A definição formal do VRP, introduzida por Dantzig e Ramser (1959), envolve a minimização da distância total percorrida, o tempo de viagem ou outros custos operacionais, sujeitando-se a diversas restrições, como a capacidade dos veículos, janelas de tempo para entrega e requisitos específicos dos clientes.

Como resultado, o VRP é um conjunto de rotas ótimas para uma frota de veículos com o menor custo (tempo ou distância) total. As rotas começam em um depósito e chegam ao final da rota para atender a um grupo específico de clientes ou pontos de demandas, que devem ser visitados apenas uma vez. O VRP também leva em consideração as restrições da frota, como a capacidade de entrega e/ou o tempo e a distância máxima atendida por uma rota.

Assim, o problema compreende um grafo $G = (V, E)$, sendo:

- V o conjunto de vértices: $V = \{0, 1, \dots, n\}$;
- E o conjunto de arcos: $\{(i, j) : i, j \in V, i \neq j\}$;
- depósito de onde partem n veículos para o cumprimento das rotas.

Trata-se de uma questão cotidiana que afeta uma variedade de aplicações que incluem logística, prestação de serviços, atendimento de emergência e serviços de segurança, entre muitas outras aplicações.

Nota-se que a definição de rotas para as patrulhas policiais enquadra-se nos seguintes problemas clássicos:

- Os veículos da polícia iniciam e terminam o serviço na sede policial;
- Devem-se deslocar em pontos definidos, realizando a cobertura dos locais mapeados, para uma melhor pronta-resposta ou prevenção em locais de risco;
- Levantar em consideração o tempo de permanência nos locais visitados, a capacidade de atendimento dos pontos e o tempo de cumprimento da rota não devem exceder os limites definidos para o serviço;
- Quanto menor o tempo de deslocamento, menor os custos com necessidade de recursos, possibilitando um maior tempo de permanência nos pontos de risco.

A figura 4 ilustra como se dá a representação do problema de roteirização de patrulhas por um grafo (Limeira, 2022):

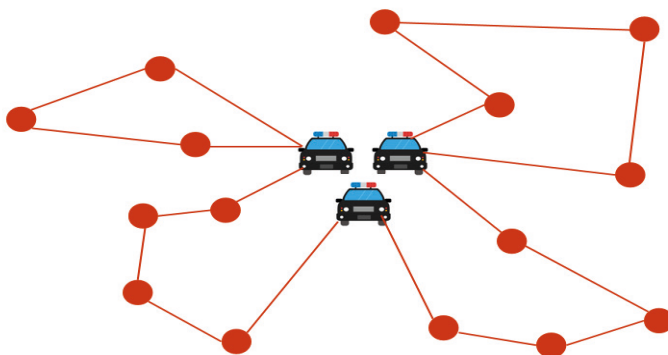


Figura 4 - Representação de rotas de viaturas de polícia

Fonte: Adaptado de Limeira, 2022.

Observa-se que o modelo é apropriado para a atividade de patrulhamento, pois as rotas devem cumprir o tempo máximo do turno de patrulha e podem levar em consideração o intervalo de tempo para visitas a locais de interesse, como observar o horário de funcionamento de um local a ser patrulhado (por exemplo: uma escola, banco, comércio) ou um período de risco em um local específico.

Serviços Web

Os serviços *web* do *Google Maps* são compostos por uma coleção de APIs, ou interfaces de programação de aplicações, que permitem que as funcionalidades de mapeamento sejam incorporadas a aplicações móveis e *web*. Esses serviços foram projetados para serem usados em conjunto com um mapa, de acordo com as restrições de licença nos Termos de Serviço da Plataforma.

As APIs do *Google Maps* oferecem uma ampla gama de funcionalidades que incluem visualização de mapas, geocodificação, roteirização, e análise de dados geoespaciais (Pereira; Silva, 2020). Estas características são essenciais para a criação de aplicativos que precisam de informações precisas de localização e navegação.

A utilização dos serviços *web* do *Google Maps* vai além da simples visualização de mapas. As APIs do *Google Maps* têm sido amplamente utilizadas em aplicações de análise de dados geoespaciais, como em estudos de padrões criminais, onde é possível mapear ocorrências de crimes e analisar tendências em diferentes regiões (Mendes, 2019) .

Além disso, é possível usar a API de *Distance Matrix* do *Google Maps* para calcular a distância e o tempo de viagem entre vários pontos, o que é muito útil para otimização de rotas em aplicações de logística (Silva; Costa, 2021). Como resultado dessas funcionalidades, o *Google Maps* é uma ferramenta versátil para desenvolvedores que precisam integrar dados de localização em suas aplicações.

Obtendo direções através da API de direções

Para o desenvolvimento do algoritmo é usual que se utilize uma API. É através das APIs que os aplicativos podem se comunicar uns com os outros sem conhecimento ou intervenção dos usuários. Elas funcionam através da comunicação de diversos códigos, definindo comportamentos específicos de determinado objeto em uma interface (Silva, 2021). A API conecta várias funções em um site para que possam ser usadas em outras aplicações. Um bom exemplo da funcionalidade automática das APIs são os sistemas de pagamento online. Em geral, a API consiste em uma série de funções que só podem ser acessadas por programação.

Com a API de Direções (API *Directions*) fornecida pela *Google LLC*, pode-se:

- Procurar direções para diversos meios de transporte, incluindo trânsito, condução, caminhada ou ciclismo;
- Retornar direções em várias partes usando uma série de *waypoints* (pontos de parada);
- Especificar origens, destinos e pontos de passagem como strings de texto (por exemplo, "Chicago, IL" ou "Darwin, NT, Austrália"), como IDs de lugar, ou como coordenadas de latitude/longitude.

Logo, a API retorna as rotas mais eficientes ao calcular as direções. O tempo de viagem é o principal fator otimizado. A API também pode levar em conta outros fatores como distância, número de curvas e muito mais ao decidir qual rota é a mais eficiente (Oliveira *et al*, 2018).

METODOLOGIA

Esse estudo foi realizado de acordo com uma série de etapas específicas de aplicação, conforme Figura 5:

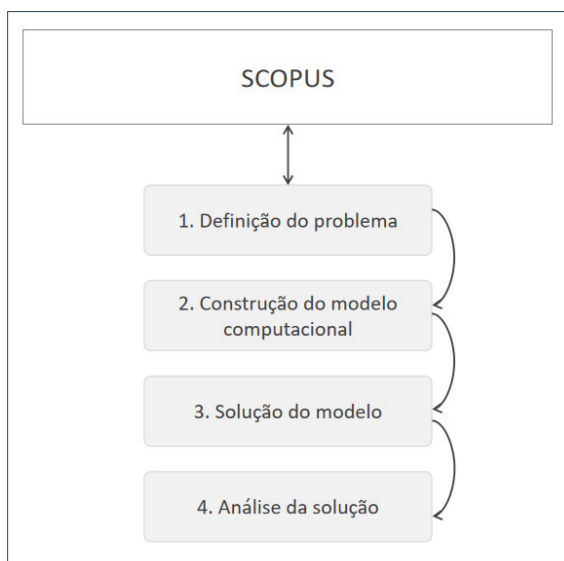


Figura 5 - Etapas da pesquisa

Fonte: Elaborado pelo autor, 2024

- **Etapa 1** Definição do Problema: iniciou-se com a coleta de dados a fim de contextualizar e caracterizar o problema, entender as limitações da patrulha e determinar objetivos do estudo;

- **Etapa 2** Construção do modelo computacional: o modelo proposto neste artigo foi elaborado para atender as necessidades do problema de roteamento de patrulhas policiais. Para isso, foram considerados que uma cidade possui um número x de departamentos de Diretorias de Inteligência Policial (DIP), que geograficamente são divididas em k regiões. O patrulhamento ocorre em um circuito fechado dentro de cada região. A rota deve ter início e fim no mesmo DIP para que não haja atrasos em respostas a ocorrências criminais. Ocorrendo uma chamada de emergência o carro de patrulha poderá ser designado a atender uma ocorrência fora da sua região de abrangência, contanto que a rota de destino seja a menor;

- **Etapa 3** Solução do modelo: As rotas do modelo foram obtidas pelo consumo da API *Directions* fornecida pelo *Google LLC*. O algoritmo foi implementado em um computador utilizando linguagem de programação *Javascript*;

- **Etapa 4** Análise da solução: a última fase engloba um estudo comparando o modelo de programação linear SOLVER e o algoritmo desenvolvido como proposta de solução para o modelo heurística para o roteamento de patrulhas.

Definição da Área de Estudo e Contextualização

A pesquisa considerou uma região do município de Manaus, capital do estado Amazonas, Brasil. O município possui uma área de 11.401,092 km², com uma população de 2.063.689 de habitantes (IBGE, 2022), tem exibido nas últimas décadas um aumento de 48,9% no número de mortes violentas entre 2020 e 2021. Em 2021, a cidade contabilizou 1.571 crimes violentos, incluindo homicídios dolosos, latrocínios e lesões corporais seguidas de morte, representando uma taxa de 35,88 crimes por 100 mil habitantes, conforme dados da Secretária da Segurança Pública Estadual.

A rivalidade entre facções como o Comando Vermelho (CV), a Família do Norte (FDN) e o Primeiro Comando da Capital (PCC) tem sido um dos principais motores da violência na cidade. Esses grupos disputam o controle do tráfico de drogas e outros mercados ilegais na região, resultando em confrontos violentos e frequentes. Um dos episódios mais notórios foi o massacre de 56 presos no Complexo Penitenciário Anísio Jobim (Compaj) em 2017, que marcou o início de uma série de conflitos sangrentos.

Analisando as informações de registros de homicídios, em números absolutos, disponibilizados pela Secretaria da Segurança Pública (Gráfico 1), nota-se a variação de ocorrências na última década. Os números demonstram uma elevação no índice de homicídios e latrocínio, apresentando um aumento de 58% na quantidade de registros, entre os anos de 2020 e 2021. Nota-se que o aumento não se mostrou gradual, considerando o ano anterior, sendo verificado um aumento de 58% em 2021 e havendo reduções mínimas de 7% em 2022 e 10% em 2023. Assim, encontra-se um aumento acumulado de 41% entre os anos de 2020 e 2023.

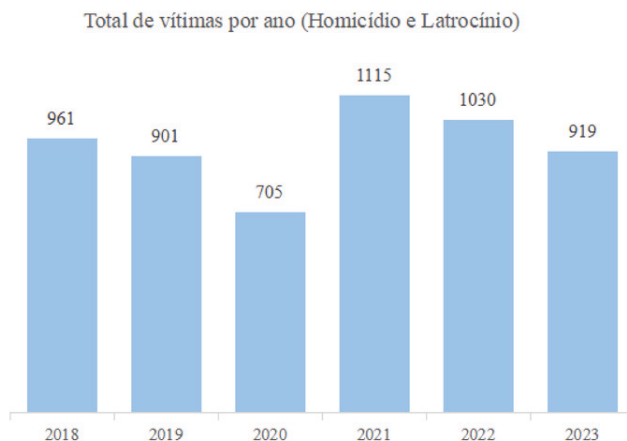


Gráfico 1 - Ocorrências de Homicídio e Latrocínio consumados em Manaus por ano

Fonte: Elaborado pelo autor, dados da Secretaria de Segurança Pública/AM (2024)

O presente artigo teve como foco os bairros Colônia Oliveira Machado, Educandos, São Lázaro, e Santa Luzia com área total de 255,96 km² e aproximadamente 53.580 habitantes (SEDECTI, 2021), por ser destaque como regiões com maiores incidências de crimes conforme ilustrado na figura 6 e 7. Além de serem zonas de fácil policiamento pelo 2ºDIP nas áreas em foco.

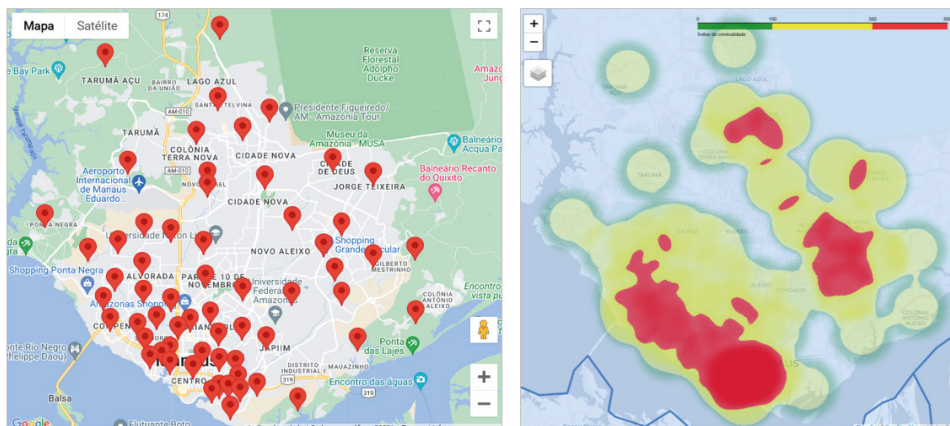


Figura 6 - Localização de ocorrências no ano de 2021 nos bairros de Manaus e mapa de calor de amostra de ocorrência (2021).

Fonte: Elaborada pelo autor (Javascript/Google API, Python/Folium), dados SSP-AM 2021.

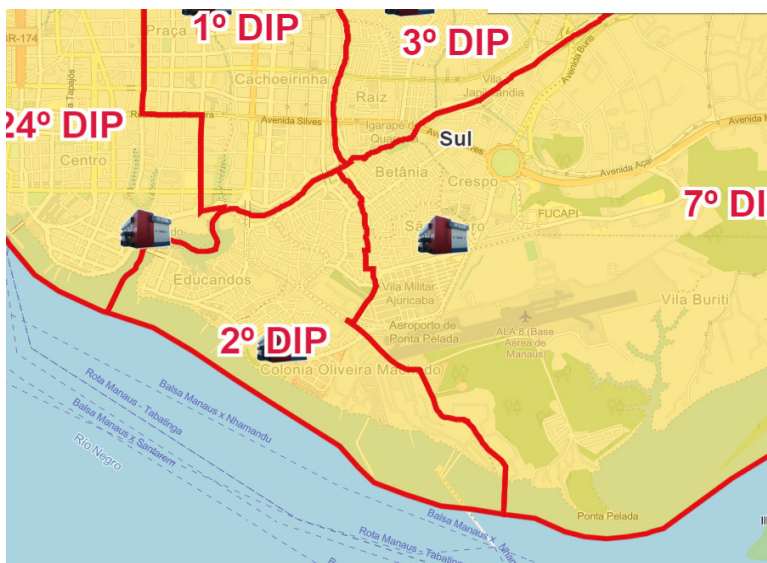


Figura 7 - Regiões de acesso a policiamento por DIP's (2024).

Fonte: SSP-AM, 2024.

Coleta de Dados

Para levantar os dados necessários para a construção do modelo, foi realizada a solicitação de ocorrências no ano de 2021 de crimes envolvendo Homicídio, Latrocínio e Roubo para a Secretaria de Segurança Pública do Amazonas (SSP-AM) com informações de data, localização da ocorrência, tipo e o grau (peso) da ocorrência em todos os bairros de Manaus.

Após recolher estas informações iniciou-se a coleta de dados para a construção da matriz de distâncias de entrada requerida pelo modelo proposto. As distâncias foram obtidas através da API *Directions* do *Google Maps*, sendo a rota escolhida a menor fornecida pela API.

Criação do Modelo Computacional

A distribuição é realizada conforme a ordem e proximidade de ocorrências. Para a otimização do problema abordado foi utilizado os dados da distância entre os pontos referências, *hotspots*, por meio de medições (por km) fornecidas pela API *Directions*. O problema deve respeitar e se restringir as regras fundamentais que descrevem o problema do caixeiro viajante, bem como de que sempre que o veículo fizer uma entrega, ou seja, ele finalizou uma ordem de roteamento da zona de risco seguir para a próxima zona até retornar para o ponto de origem. A solução forma um circuito de n pontos, do qual o modelo pode-se notar que a função objetivo determina que seja minimizada a distância total da rota a ser percorrida, já as restrições asseguram que cada ponto de parada, *Waypoint*, tenha apenas um ponto anterior e outro diferente superior (Moro *et al*, 2018).

De modo que a localização das zonas de risco e suas siglas de representação podem ser observadas na Tabela 1, destaca-se o ponto A, onde encontra-se o ponto de origem (2° DIP), abaixo podemos observar todos os pontos que devem ser seguidos:

Sigla	Ponto de Localização
A	2°DIP R. Taumaturgo Vaz, 23 - Colônia Oliveira Machado, Manaus - AM, 69070-760, Brasil
B	R. Ponta Grossa, 300 - Col Oliveira Machado, Manaus - AM, 69074-190, Brasil
C	R. Inácio Guimarães, 35 - Educandos, Manaus - AM, 69070-210, Brasil
D	R. São Jorge, 113 - Santa Luzia, Manaus - AM, 69074-490, Brasil
E	R. Dea Alencar, 2234 - São Lázaro, Manaus - AM, 69074-217, Brasil

Tabela 1 – Pontos de Origem e Destino

Fonte: Elaborado pelo auto, 2024.

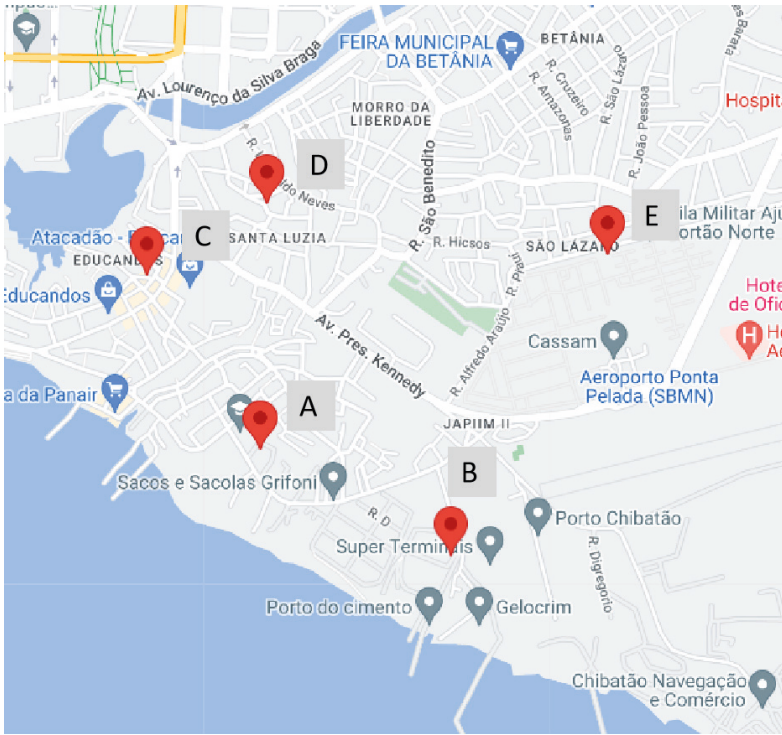


Figura 8: Mapa com marcadores de zonas de altos índices criminais

Fonte: Elaborada pelo autor (*Javascript, API Directions*), 2024.

Na Tabela 2, encontra-se as distâncias entre os pontos de ocorrência, estes serão apresentados conforme rota viável calculada por aplicativo de geolocalização.

Os dados contidos na tabela serão manipulados e utilizados como parte da resolução do problema ao qual este trabalho visa solucionar, por meio do método de cálculo comparativo entre um método reconhecido como Caixeiro Viajante e como contraprova de resultados por meio de um SOLVER (modelo de Programação Linear, SIMPLEX LP).

DISTÂNCIA ENTRE PONTOS (km)					
Origem/Destino	A	B	C	D	E
A	0	1,15	1,3	2,5	2,3
B	1,15	0	2,3	2,2	1,7
C	1,3	2,3	0	0,9	2,4
D	2,5	2,2	0,9	0	1,6
E	2,3	1,7	2,4	1,6	0

Tabela 2 – Distância entre pontos (km).

Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

Percebe-se que a diagonal da matriz é constituída por números nulos, pois ocorre a interseção entre um mesmo ponto para o roteamento da patrulha policial. Vale destacar que a heurística utilizada para resolução deste problema utilizou como circuito viável a solução apresentada pela heurística do Vizinho mais Próximo, uma generalização do Problema do Caixeiro Viajante.

O algoritmo do Vizinho Mais Próximo é conhecido como um dos mais utilizados para solucionar um PCV, ele busca sempre o vizinho mais próximo para criar uma rota, a distância é a variável mais importante nesse tipo de modelo (Solomon; Desrosiers, 1988).

O primeiro passo na utilização do modelo do Vizinho Mais Próximo é definir aleatoriamente um nó como ponto inicial, depois analisar os nós que se ligam a ele e verificar o que tem a menor distância, assim, escolhesse o mais próximo e risca a aresta indicando que os caminhos foram percorridos. Repetir o processo até que todos os nós do circuito estejam interligados, sempre seguindo daquele que foi visitado por último, Figura 9 (Camilo *et al*, 2018).

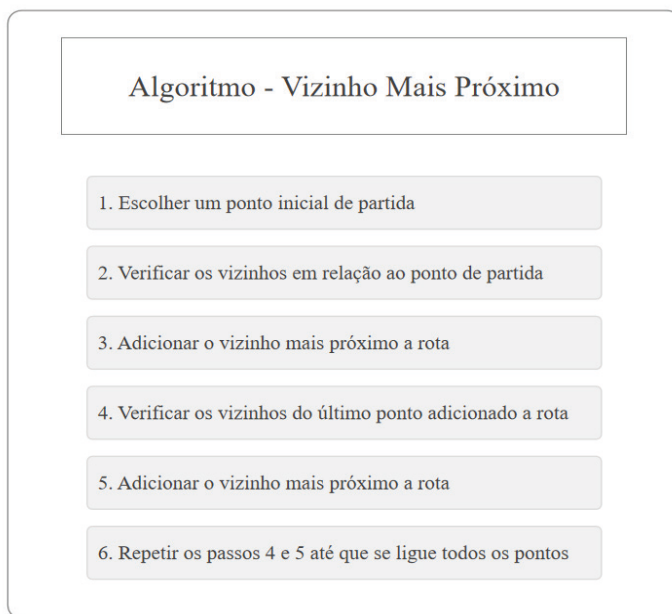


Figura 9 - Algoritmo Vizinho Mais Próximo

Fonte: Adaptado de CAMILO *et al*, 2018.

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Como apresentado, o modelo proposto de policiamento inteligente envolve a localização das patrulhas policiais, tendo em vista que foram testados 2 modelos para análise e comparação quanto a possibilidade de predição, ou seja, o posicionamento nos locais em que possivelmente ocorreriam os delitos na área de estudo.

Roteamento de Patrulhas Utilizando o SOLVER

O objetivo do processo de resolução do SOLVER é encontrar valores das variáveis adequados para que a equação que se localiza na célula de referência da função objetivo obtenha o seu valor ótimo. É possível, então, escolher se o valor na célula alvo deve ser um máximo, um mínimo, ou se aproximar de um dado valor. Os valores iniciais das variáveis são inseridos no intervalo retangular de células da caixa “Alterando as células”, Figura 10.

Ao abrir o programa do SOLVER, temos as seguintes indicações:

- 1) Inserir função objetivo, devemos selecionar a célula em que se encontra a função objetivo;
- 2) De acordo com os objetivos do nosso problema, devemos selecionar uma das três opções possíveis de resolução Máx (maximizar), Mín (minimizar), Valor de ();
- 3) Selecionar as células variáveis as quais o SOLVER irá indicar valores com base na função objetivo e nas restrições indicadas;
- 4) Inserção das restrições do problema;
- 5) Clicar em adicionar, para selecionar as células em que foram inseridas equações ou inequações das restrições;
- 6) Selecionar o algoritmo para resolução do problema, neste caso, o LP Simplex;
- 7) Clicar em resolver para que o solver inicie a resolução do problema.

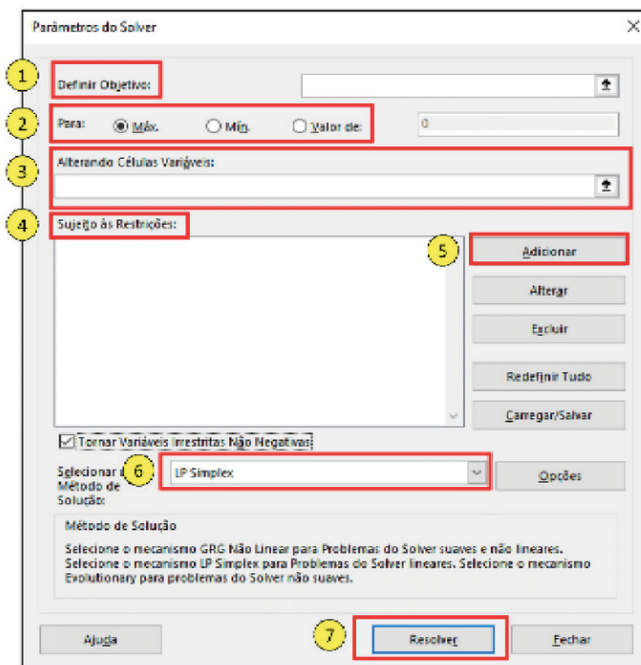


Figura 10 - Janela do Solver

Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

Pode-se definir a restrição de que determinada variável (célula de planilha) não pode ser maior que outra variável, ou não pode ser maior que um dado valor limite superior ou inferior.

Logo, com o intuito de buscar a menor distância percorrida entre os pontos, foi utilizado o *software* Excel (guia: dados => SOLVER) como possível solução para o problema proposto, como é possível observar nas Tabelas 3 e 4:

DISTÂNCIA ENTRE PONTOS (km)					
Origem/Destino	A	B	C	D	E
A	9999999	1,15	1,3	2,5	2,3
B	1,15	9999999	2,3	2,2	1,7
C	1,3	2,3	9999999	0,9	2,4
D	2,5	2,2	0,9	9999999	1,6
E	2,3	1,7	2,4	1,6	9999999

Tabela 3 - Esquema do problema em Excel

Fonte: Elaborador pelo autor, 2024.

Nota-se que as células em destaque se referem aos trajetos que não devem ser visados pelo modelo já que se destinam a distância entre um mesmo ponto, se mostrando elementos da diagonal principais da matriz distância:

$$\sum_{ij}^n c_{ij} \cong \infty \quad \forall i = j \quad (1)$$

Abaixo está a formulação matemática para o algoritmo de distância com suas restrições e resultados:

$$\text{Função objetiva (minimizar distância)} = \sum_j^n \sum_i^n C_{ij} * x_{ij} \quad (2)$$

Sujeito A (restrições):

$$\sum_i^n x_{ij} = 1 \quad \forall j \in N \quad (3)$$

$$\sum_j^n x_{ij} = 1 \quad \forall i \in N \quad (4)$$

$$\sum_{i,j,s}^n x_{ij} \leq |S| - 1 \quad \forall i \in N \quad (5)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in N \quad (6)$$

Onde:

- C_{ij} : Distância de ir do ponto i para a ponto j
- X_{ij} Binários,

- $X_{ij} = 1$, se for escolhido o caminho de i até j
- $X_{ij} = 0$, caso contrário.
- S : É o subgrafo de G .
- $|S|$: Número de vértices de S .

Com o problema formulado será aplicado a otimização do SOLVER obtendo o seguinte resultado, conforme a tabela 4:

DISTÂNCIA ENTRE PONTOS (km)					
Origem/Destino	A	B	C	D	E
A	0	0	1	0	0
B	1	0	0	0	0
C	0	0	0	1	0
D	0	0	0	0	1
E	0	1	0	0	0

Função Objetiva: 6,65 km

Tabela 4 - Solução do problema em Excel

Fonte: Elaborado pelo autor, 2024.

Com isso, resultando numa distância minimizada de aproximadamente 6,65 km, por meio da resolução SOLVER. Percebe-se que o melhor trajeto de rota de patrulhamento policial para as zonas demarcadas são representadas através da seguinte cadeia:

$$(A \rightarrow C / C \rightarrow D / D \rightarrow E / E \rightarrow B / B \rightarrow A) \quad (7)$$

Dada como melhor rota de patrulhamento policial para as zonas demarcadas.

Roteamento de Patrulhas Utilizando Serviços Web

Para termos de comparação foi utilizado, por meio de serviços web, métodos de cálculo integrados aos serviços do *Google LLC*. A solução do problema foi realizada com base nas documentações fornecidas pela empresa que disponibiliza a API e os dados de localização de ocorrências pelo SSP-AM, juntamente com conhecimento básico em linguagem de programação Javascript.

Para se realizar chamadas através dos serviços *Google* é necessário ter uma conta na qual será possível fazer solicitações para as API's, conforme ilustrado na Figura 11:

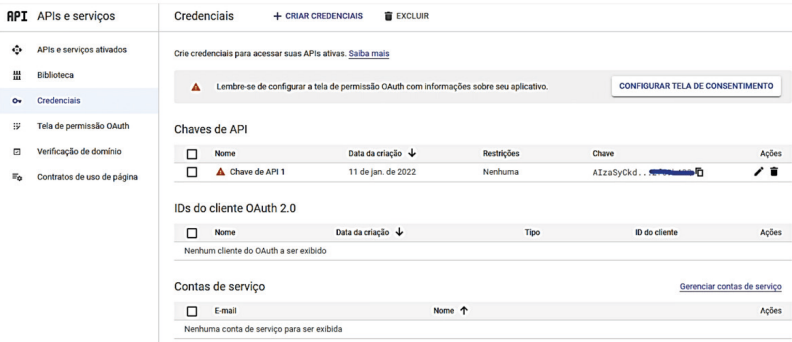


Figura 11 - APIs e Serviços

Fonte: Google Services, 2024

Com isso, foi desenvolvido um algoritmo computacional do Vizinheiro Mais Próximo com base em geolocalizações de ocorrências criminais com o consumo da API Directions em conjunto com linguagem de programação Javascript, gerando resultados calculados em tempo real.

O algoritmo recebe as seguintes entradas de dados:

- a) Valor de origem (coordenadas ou locais em texto);
- b) Paradas/Caminhos que devem ser percorridos (coordenadas ou locais em texto);

E retornará os seguintes valores conforme ilustrado na figura 12:

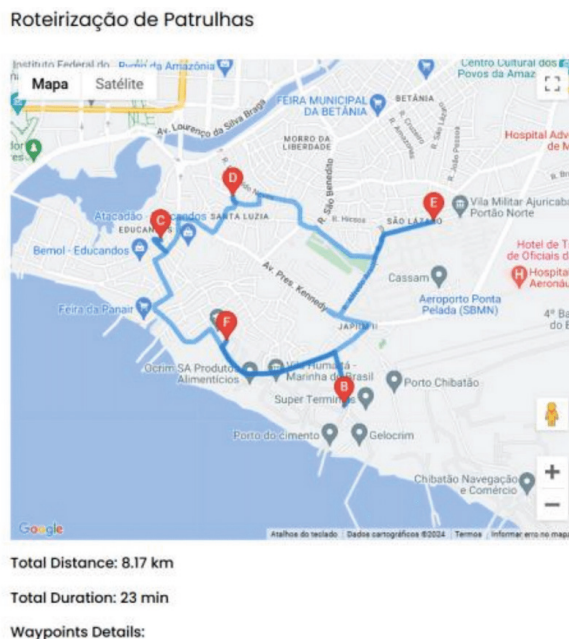


Figura 12 - Resultado do modelo desenvolvido

Fonte: Elaborado pelo autor (API Directions, Javascript), dados SSP-AM, 2024.

O algoritmo retorna a distância e o tempo total do percurso, respectivamente 8,17 km e 23 minutos. Além de informar os segmentos de rota em cada parada do trajeto, Figura 13. Os valores são atualizados em cada instância imputada e otimizados a cada requisição de ocorrência.

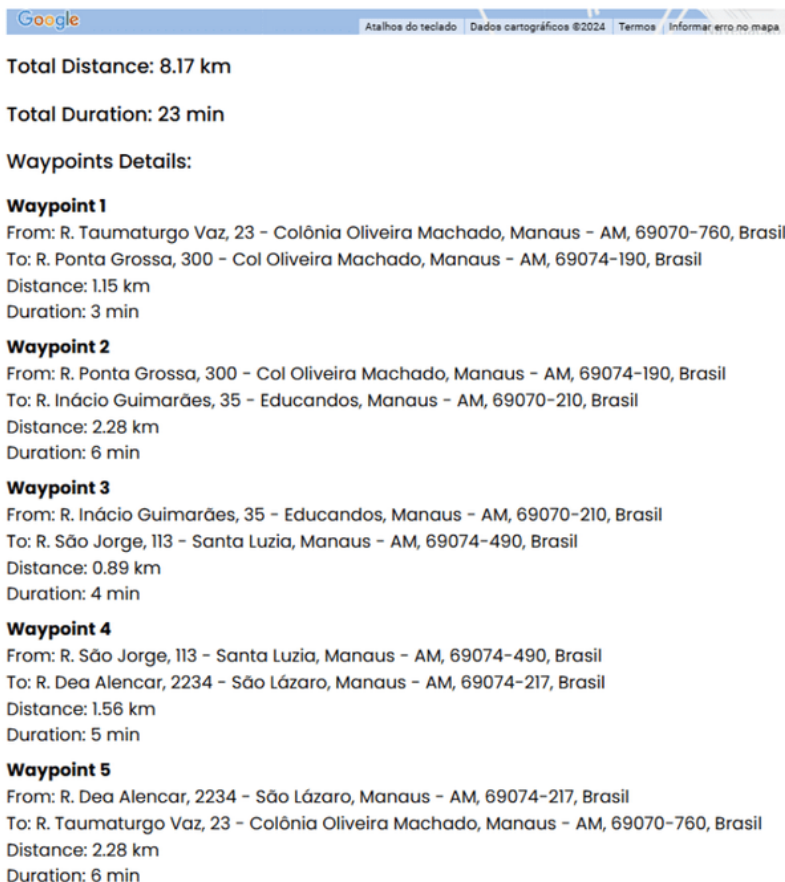


Figura 13 - Segmentos de rota do modelo desenvolvido

Fonte: Elaborado pelo autor (API *Directions*, *Javascript*), dados SSP-AM, 2024.

Pode-se averiguar conforme a Figura 13 que os pontos de trajeto se assemelham aos mostrados na Tabela 4, fornecendo um trajeto funcional para o patrulhamento policial.

Diferentemente do modelo SOLVER, o serviço *web* fornece trajetos em tempo real, considerando se há rotas disponíveis na região, curvas ou impedimentos que prejudiquem o acesso a estes locais já que não se trata apenas de um modelo matricial de distâncias, mas sim um modelo computacional de geolocalização baseado em ocorrências criminais.

CONCLUSÕES

Em áreas de alto índice de criminalidade, a importância de uma rota de patrulha bem elaborada é ainda mais crítica, pois contribui significativamente para a estabilidade e a qualidade de vida dos residentes.

O uso de algoritmos computacionais de roteamento para patrulhas policiais apresenta claros benefícios em termos de eficiência, adaptabilidade e incorporação de dados em tempo real, superando os métodos tradicionais como o problema do caixeiro viajante. Uma rota bem planejada não apenas otimiza os recursos policiais, mas também desempenha um papel crucial na redução da criminalidade, aumentando a segurança e a confiança da comunidade.

Neste contexto foi proposto um modelo de policiamento inteligente integrado, Modelo Preditivo de Localização e Roteamento de Patrulhas, para melhorar a atuação policial visando a redução de crimes. O artigo considerou dados de ocorrências criminais dos bairros da cidade de Manaus, com foco na análise de crime de homicídio, latrocínio e roubo.

Com base nos trabalhos pesquisados, observou-se a oportunidade de desenvolver um modelo integrado para mapear os locais de maior risco criminal e, ao mesmo tempo, “roteirizar” para o melhor atendimento dos pontos de necessidade de patrulhamento intensivo, contribuindo para a segurança pública.

Para trabalho futuro, em andamento, a disponibilização da ferramenta para consulta de rotas direcionada aos departamentos estaduais de polícia, visa a redução do tempo de resposta a ocorrências nos bairros de maior incidência criminal.

REFERÊNCIAS

BOAVENTURA, Netto, P. O. e JURKIEWICZ, S. **Grafos: Introdução e Prática**. São Paulo, Editora Blucher, 2ª ed., p. 11-12. 2009.

BRAGA, Anthony A.; TURCHAN, Brandon; PAPACHRISTOS, Andrew V.; HUREAU, David M. **Hot spots policing of small geographic areas effects on crime**. Campbell Systematic Reviews, 15(3), 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/cl2.1046>. Acesso em: Jul de 2024.

BRUCATO, Corinne. **The Traveling Salesman Problem**. University of Pittsburgh, Department of Mathematics, Pittsburgh. (Master thesis), 2013.

CAMILO D. G.; FRANCISCO C.; FRAZÃO T. D. C.; ASSIS A.; MACEDO T. **Roteirização De Veículos - Os Principais Algoritmos Para Solucionar O Problema Do Caixeiro Viajante**. ENEGEP, 2018.

Disponível em: https://abepro.org.br/biblioteca/TN_STO_263_509_35790.pdf

CHANEY, S.; RATCLIFFE, J. **GIS and Crime Mapping**. Wiley, p. 145-147, 2005. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/9781118685181>. Acesso em: Jul 2024.

DANTZIG, G. B.; FULKERSON, D. R.; JOHNSON, S. M. **Solution of a large-scale traveling-salesman problem.** Journal of the Operations Research Society of America, 2(4), p. 393-410, 1954.

DANTZIG, George B.; RAMSER, John H. **The truck dispatching problem.** Management science, v. 6, n. 1, p. 80-91, 1959. Disponível em: <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>. Acesso em: Jul de 2024.

GOLDBARG M. C.; LUNA H. P. 2ª ed. Livro: **Otimização Combinatória e Programação Linear. Modelos e Algoritmos.** Universidade Federal do Rio de Janeiro, p.169-171, 2005. Disponível em: https://web.ist.utl.pt/luis.tarrataca/classes/linear_programming/OtimizacaoCombinatoriaeProgramacaoLinear.pdf. Acesso em: Jul de 2024.

GLOVER, F. **Tabu Search—Part I.** ORSA Journal on Computing, 1(3), p. 190-206, 1989. Disponível em: https://www.cs.amherst.edu/~ccmcgloch/cs34/papers/sel_glover_a.pdf. Acesso em: Jul de 2024.

HART, T.; ZANDBERGEN, P. **Kernel density estimation and hotspot mapping: Examining the influence of interpolation method, grid cell size, and bandwidth on crime forecasting.** Policing: An International Journal of Police Strategies & Management, p. 305-323, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/PIJPSM-04-2013-0039>. Acesso em: Jul de 2024.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in Natural and Artificial Systems.** University of Michigan Press, 1975.

HU, Yujiao. *et al.* **A bidirectional graph neural network for traveling salesman problems on arbitrary symmetric graphs.** Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 97, 2021.

IBGE. Amazonas - Manaus - Panorama. **Panorama da cidade de Manaus.** Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2022. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/am/manaus/panorama>. Acesso em: Jul de 2024.

JOHNSON, Shane D. **A brief history of the analysis of crime concentration.** European Journal of Applied Mathematics, 21(4–5), p. 349–370, 2010. Disponível em: <http://doi.org/10.1017/S0956792510000082>. Acesso em: Jul de 2024.

LIMEIRA, Marcio Luiz da Costa. **Proposta de Policiamento Inteligente: integrando modelos de localização preditiva e de roteirização eficiente de patrulhas policiais.** Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2022. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/248030>. Acesso em: Jul 2024.

MENDES, F. **Análise de Dados Geoespaciais com APIs.** Rio de Janeiro: Editora Ciência e Tecnologia, 2019.

MORO, M.F.; REIS, C.C.C.; WEISE, A.D.; FLORES, S. **Técnicas de pesquisa operacional aplicadas na otimização de rotas de uma rede de lojas de materiais de construção.** Centro Universitário SOCIESC – UNISOCIESC, v. 08, n. 03: p. 539-552, set. 2018.

NASCIMENTO, J. P.; OLIVEIRA, L. F. **A criminalidade em Manaus: um estudo sobre a violência urbana.** Revista de Segurança Pública do Amazonas, 3(1), p. 45-60, 2017.

OLIVEIRA, F.W.C.; BARÃO, C.E.; LOPES, L.F.B. **Plataforma computacional para avaliação de desempenho logístico.** Revista Mundi Engenharia, Tecnologia e Gestão. Paranaguá - PR, v.3, n.3, set. de 2018.

PEREIRA, J.; SILVA, M. **Desenvolvimento de Aplicações com Google Maps API.** Porto Alegre: Editora Técnica, 2020.

- PERRY, W. L., McInnis, B., Price, C. C., Smith, S. C., & Hollywood, J. S. **Predictive Policing: The Role of Crime Forecasting in Law Enforcement Operations**. RAND Corporation, 2013.
- RATCLIFFE, J. H. **Intelligence-Led Policing**. 2 e. Routledge, 2016. Disponível em: <https://www.routledge.com/Intelligence-Led-Policing/Ratcliffe/p/book/9781138859012>. Acesso em: Jul de 2024.
- ROSENKRANTZ, D. J.; STEARNS, R. E.; LEWIS, P. M. **An Analysis of Several Heuristics for the Traveling Salesman Problem**. SIAM Journal on Computing, 6(3), p. 563-581, 1977.
- RUMMENS, Anneleen; HARDYNS, Wim; PAUWELS, Lieven. **The use of predictive analysis in spatiotemporal crime forecasting: Building and testing a model in an urban context**. Applied Geography, 86, p. 255–261, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.06.011>. Acesso em: Jul de 2024.
- SCABURI, A.; FERREIRA, J.C.; STEINER, M.T.A. **Problema de Localização de Facilidades (PLF) e Problema do Caixeiro Viajante (PCV) para a otimização do roteamento de veículos: uma revisão bibliométrica e sistemática da literatura**. In: IX Congresso Brasileiro de Engenharia de Produção, Ponta Grossa-PR, 04-06 de dez. de 2019.
- SEDECTI. **População estimada por bairro de Manaus, Amazonas**. Sedecti, 2021. Disponível em: https://www.sedecti.am.gov.br/wp-content/uploads/2021/09/mapa_da_populacao_por_bairro_de_manau.pdf. Acesso em: Jul de 2024.
- SILVA, M.S. **Sistema de gestão de fretes via web aplicado para o setor de logística de uma empresa**. Blumenau: FURB. Tese (Bacharelado) - Centro de ciências exatas e naturais, Universidade Regional de Blumenau, 2011.
- SILVA, M. A.; CARDOSO, R. S. **Análise da segurança pública em Manaus: desafios e perspectivas**. Revista Brasileira de Segurança Pública, 11(2), p. 95-112, 2018.
- SILVA, L.; COSTA, D. **Logística e Roteirização com Google Maps**. Curitiba: Editora Inovação, 2021
- SILVA, M.S. **Sistema de gestão de fretes via web aplicado para o setor de logística de uma empresa**. Blumenau: FURB. Tese (Bacharelado) - Centro de ciências exatas e naturais, Universidade Regional de Blumenau, 2021.
- SOLOMON, M. M.; DESROSIERS, J. **Tim Window Constrained Routing and Scheduling Problem**. Transportation Science. v. 22, n. 1, p. 1-13. 1988.
- TOWNSLEY, M.; JOHNSON, S. D. **The need for systematic replication and tests of validity in simulation**. Crime Prevention Studies, 23, p. 295-308, 2008.
- WANG, X.; BROWN, D. E. **The spatio-temporal modeling for criminal incidents**. Security Informatics, 1(1), 2, p. 10, 2012. Disponível em: <https://security-informatics.springeropen.com/articles/10.1186/2190-8532-1-2>. Acesso em: Jul 2024.
- WEISBURD, D.; GROFF, E. R.; YANG, S. M. **The Criminology of Place: Street Segments and Our Understanding of the Crime Problem**. Oxford University Press, 2012.