# Universidade Presbiteriana Mackenzie Tecnologia em Ciência de Dados - Projeto Aplicado 2

Franciele do Nascimento
Leandro Rodrigues Dos Santos
Luiz Eduardo de Mei Salvador Coelho
Matheus Neves de Castro

Projeto Aplicado II

SÃO PAULO

1º Semestre de 2024

#### Autores:

Leandro Rodrigues Dos Santos / 23019689 / lers.138@gmail.com
Franciele do Nascimento / 10414598 / f.paterni@hotmail.com
Luiz Eduardo de Mei Salvador Coelho / 23024585 / Luiz02coelho@gmail.com
Matheus Neves de Castro / 10415190 / 10415190@mackenzista.com.br

# Projeto Aplicado II

Professor: Anderson Adaime de Borba

SÃO PAULO

1º Semestre de 2024

# Índice

Introdução	4	
Objetivos e Metas	5	
DataSet e Metadados	6	
Repositório	7	
Cronograma geral	8	

### 1. Introdução

A cidade de São Paulo é frequentemente citada como uma das mais perigosas do país. Milhões de habitantes se locomovem na agitada e imparável capital paulista. Ser paulistano é saber que você não pode andar na rua com o celular na mão, não pode sair a noite no centro e nem tirar uma selfie em plena luz do dia, em determinadas circunstâncias.

Quando falamos de uma das maiores cidades do mundo, qualquer desafio se torna muito mais complexo. Dando um zoom na segurança pública, temos diversos fatores de complexidade que vão desde a escassez de recursos por parte da união até o desafio de alocar de forma inteligente a força policial para minimizar o número de incidentes.

De acordo com os dados da SSP (secretaria de segurança pública) de São Paulo, a maioria esmagadora dos crimes que ocorrem na capital é feita em via pública. Temos ainda os dados de que estão a disposição da capital 40 mil policiais militares e cerca de 4 mil viaturas.

Dentro desse cenário, proporemos uma abordagem de otimização dos recursos atualmente disponíveis visando a maximização da segurança com o mínimo de recursos possíveis alocados. Essa otimização se baseará nos dados de BO.s da cidade e usará técnicas de análise de dados e de ML avançadas para entender os comportamentos padrões e melhorar a alocação dos recursos.

### 2. Objetivos e Metas

#### O trabalho busca:

Melhor compreensão do estilo do crime na cidade de São Paulo com análises descritivas:

- Como o crime tem evoluído ao longo do tempo?
- Quais os horários mais perigosos na cidade?
- Quais os tipos de crimes mais recorrentes?
- Quais os locais com mais incidência de crimes?
- Quais os bairros mais perigosos?

Construir uma sólida base de modelagem e um modelo acurado para prever a melhor alocação de recursos da cidade:

- Feature Engineering de qualidade com as variáveis corretas para a modelagem.
- Testar diferentes abordagens de modelagem para melhorar a acurácia com Reinforcement Learning (MARL).
- Avaliar o desempenho do modelo em termos de acurácia, confiabilidade e interpretabilidade.
- Selecionar o modelo que melhor se adapta ao problema com melhores resultados

Uma vez modelado, ter um output claro de:

- Determinar o número mínimo de viaturas necessário para garantir a segurança da cidade, com base nos resultados da modelagem.
- Identificar o ponto de inflexão, onde adicionar mais viaturas não resulta em uma redução significativa da criminalidade.
- Quantificar de acordo com os dados qual a redução possível da taxa de criminalidade aplicando a inteligência nos dados.

### 3. DataSet e Metadados

### Referências de aquisição do dataset:

Foi adquirido através do site: https://www.ssp.sp.gov.br/estatistica

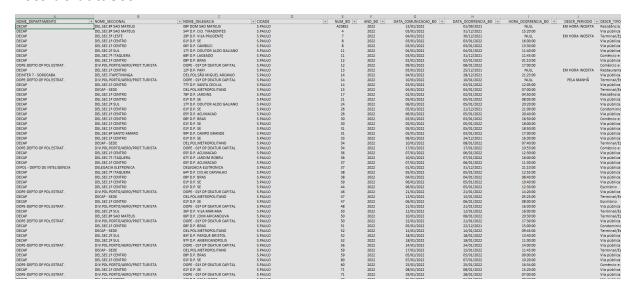
## Descrição da origem:

Site oficial da secretaria de segurança pública do estado de São Paulo

# Descrição do dataset:

Conjunto completo de todos os BOs do estado de são Paulo com o tipo do crime, hora, logradouro, latitude e longitude, etc.

### Foto do dataset:



# 4. Repositório

O link para o repositório do trabalho é:

https://github.com/MatNev/Projeto-Aplicado-2

# 5. Cronograma Geral

Cronograma Geral do Projeto Aplicado II					
	Tarefa	Responsável	Status	Concluído em:	
Etapa 1 : Kick-Off	Definir o grupo de trabalho.	TODOS	CONCL UIDO	19/02/24	
	Definir as premissas do projeto: definição da empresa, área de atuação e apresentação dos dados que serão utilizados (imagem ou texto).	TODOS	CONCL	19/02/24	
	Determinar objetivos e metas.	TODOS	CONCL UIDO	19/02/24	
	Criar um cronograma de atividades.	LEANDRO	CONCL UIDO	19/02/24	
	Criação do GITHUB	MATHEUS	CONCL UIDO	01/03/24	
ETAPA 2 - *Definição do produto*	Definir quais bibliotecas (pacotes) da linguagem python e qual repositório no GitHub devem ser usados para iniciar a execução colaborativa do trabalho.	LUIZ	Não iniciado		
	Definir a base de dados e a sua análise exploratória.	LUIZ	Não iniciado		
	Tratar a base de dados (preparação e treinamento).	LUIZ	Não iniciado		
	Definir e descrever as bases teóricas dos métodos analíticos.	LUIZ	Não iniciado		
	Definir e descrever como será calculada a acurácia.	LUIZ	Não iniciado		
ETAPA 3 - *Storytelling*	Consolidar os resultados do método analítico definido na etapa anterior, aplicado à base de dados definida com padrão.	MATHEUS	Não iniciado		
	Aplicar as medidas de acurácia para verificar o desempenho dos métodos definidos na etapa anterior.	MATHEUS	Não iniciado		
	Descrever os resultados preliminares, apresentando um produto gerado, e descrevendo um possível modelo de negócios.	LEANDRO E FRANCIELE	Não iniciado		
	Esboçar o Storytelling	LEANDRO E FRANCIELE	Não iniciado		
ETAPA 4 - *Encerramento*	Relatório técnico do projeto.	LEANDRO	Não iniciado		
	Apresentação do Storytelling Pode ser um arquivo PPT ou similares	LEANDRO	Não iniciado		
	Repositório no GitHub com todos arquivos do projeto	MATHEUS	Não iniciado		
	Vídeo com a apresentação no YouTube, usando a técnica do Storytelling	FRANCIELE	Não iniciado		

#### 6. Bibliotecas usadas no projeto

Para o trabalho, usaremos as seguintes bibliotecas python:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import re
import unidecode
import googlemaps
from openpyxl import Workbook
import folium
import geopandas as gpd
import ray
from ray import tune
from ray.rllib.agents.ppo import PPOTrainer
from ray.tune.registry import register env
from gym import Env
from gym.spaces import Discrete, Box
```

#### 7. Definir a base de dados e a sua análise exploratória.

Para servir de base, usamos todos os dados analíticos de BOs no estado de são Paulo disponível em formato xlsx no site da secretaria de segurança pública. As bases estavam divididas em duas ou mais abas de planilha separando os mesmos dados.

Fizemos uma análise básica da qualidade dos dados antes de começar a EDA. Essa análise consistiu em identificar valores nulos e decidir o que fazer com eles, bem como a padronização de alguns componentes descritivos.

Nos deparamos com dois principais problemas:

- Falta da informação de latitude e longitude.
  - a. Para este problema, começamos resolvendo ao consultar a API do google maps para inferir a latitude e longitude a partir do logradouro, que é presente em todos os BO's. Essa solução é cara e gastou R\$ 1800,00 em uma rodada que preencheu parcialmente os dados.
  - b. Para os casos que o custo foi um impeditivo, preenchemos os dados com a media de latitude e longitude para o tipo de crime (chamado de rubrica) no bairro em questão. Isso nos permitirá uma simulação mais acurada do que no caso da ausência de valores.
- Falta da informação acurada de hora e minuto.
  - a. Os dados que vem vazios nesse campo, geralmente vem com uma descrição do horário: "Pela manhã", "A tarde", etc.
     Preenchemos de acordo com um range a clusterização nos dados que vinham com valores válidos e atribuímos a mediana

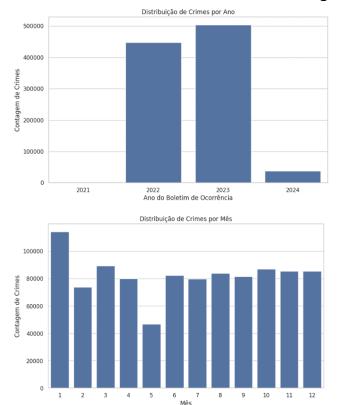
para a rubrica no bairro em questão. Dessa forma conseguiremos mais insumos na hora da modelagem.

Falando especificamente da EDA, analisamos alguns aspectos para entender o comportamento dos dados:

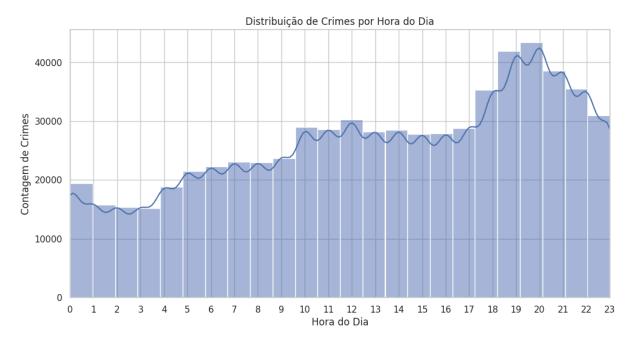
### Quantos e quais dados temos a nossa disposição?

Ao consolidar e normalizar todas as questões, temos 989.025 BOs registrados na cidade de São Paulo entre 2022 e janeiro de 2024. Dentre as informações relevantes, temos o local do crime no nível logradouro, o tipo do crime, a descrição do local (via pública, privada, etc)

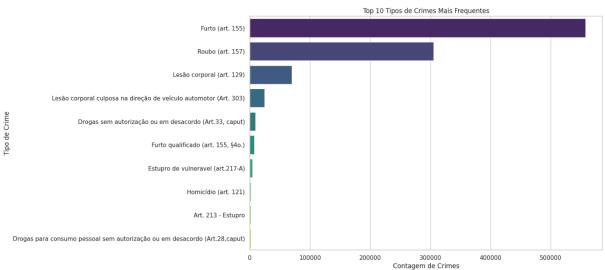
## Como o crime tem evoluído ao longo do tempo?



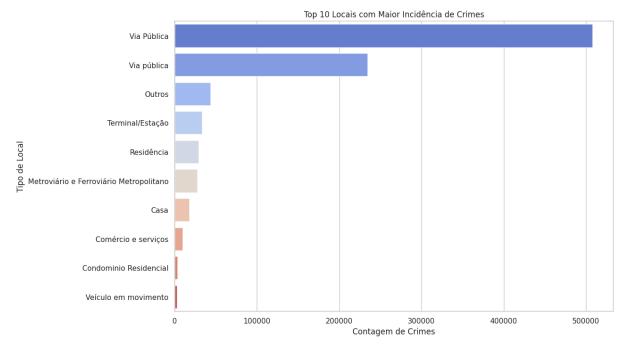
# Quais os horários mais perigosos na cidade?



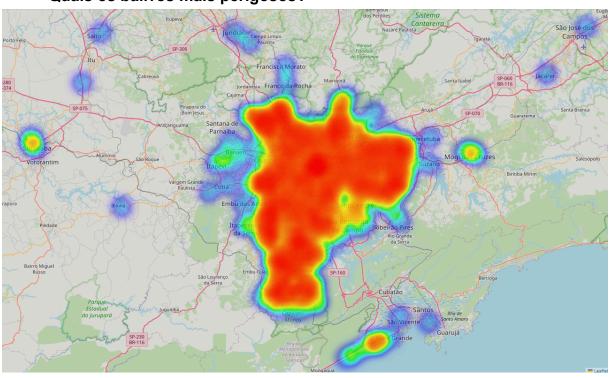
# Quais os tipos de crimes mais recorrentes?

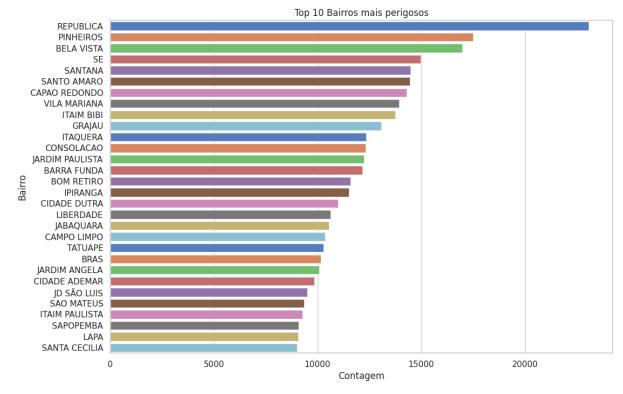


• Quais os locais com mais incidência de crimes?



# Quais os bairros mais perigosos?





#### 8. Tratar a base de dados (preparação e treinamento).

9. Dividiremos o dataset em dados de tratamento e simulação para que os agentes autônomos pudessem aprender inicialmente a traçar as melhores rotas e também através do retorno das simulações quando conseguiam algum evento de sucesso. Para isso, usamos a divisão aleatória representativa agrupando sempre por duas variáveis relevantes: Bairro e Rúbcrica (tipo de crime).

#### 10. Definir e descrever as bases teóricas dos métodos analíticos.

Os métodos analíticos que usaremos serão centralizados na metodologia de MARL em um contexto multiagente, onde:

Os agentes aprendem a tomar decisões para maximizar uma soma cumulativa de recompensas futuras com base nas interações com o ambiente.

Cada agente opera de forma semi-independente, com ações potencialmente afetando outros agentes.

#### 11. Definir e descrever como será calculada a acurácia.

No contexto de MARL, diretamente, a acurácia é secundária na avaliação da utilidade do modelo. Focaremos de forma intermediária na recompensa cumulativa, convergência e eficiência.

Para avaliar a performance como um todo do projeto, partiremos do pressuposto interpretativo não necessariamente 100% conectado com a realidade de que:

Se o agente estava próximo da ocorrência do crime no momento do crime a situação seria prevenida (inibindo a ação) ou o furto/roubo/ocorrência seria pego em flagrante, levando a uma resolução imediata e isso é considerado um "evento de sucesso".

A acurácia será calculada no número percentual de "eventos de sucesso" que os agentes conseguiram prever com o aprendizado por reforço.

Como métrica de comparação de eficiência, veremos a comparação desses eventos com os dados de produtividade da polícia, que mostra as apreensões e resoluções dos casos atuais.

## 11. Relatório de Desempenho dos Agentes de Patrulha Urbana

#### Resumo Executivo:

Neste relatório, apresentamos os resultados dos testes dos agentes de patrulha urbana treinados com o algoritmo Q-Learning. Os agentes foram treinados para otimizar as rotas de patrulhamento na cidade de São Paulo, com o objetivo de maximizar a detecção e prevenção de crimes.

## • Desempenho Geral:



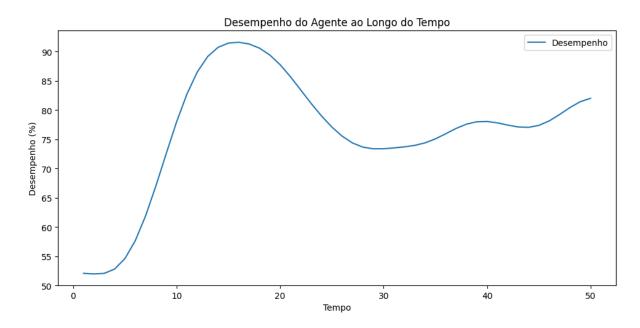
Os testes foram realizados de forma gradual, aumentando a área de atuação a cada 5~10 episódios.

Os testes iniciais se deram em uma área de atuação fixa, o que tornou os agentes capazes de identificar rotas mais bem adaptadas, sem desvios, contornos ou erros na rota até a ocorrência.

A partir de então, os testes foram realizados de forma gradual, aumentando a área de atuação a cada 5~10 episódios.

Os agentes apresentaram um desempenho geral satisfatório, demonstrando capacidade de aprendizado e adaptação ao ambiente. Durante os testes, observamos uma melhoria significativa na eficiência das rotas de patrulhamento, resultando em maior cobertura das áreas de maior incidência de crimes.

### • Evolução do Desempenho:



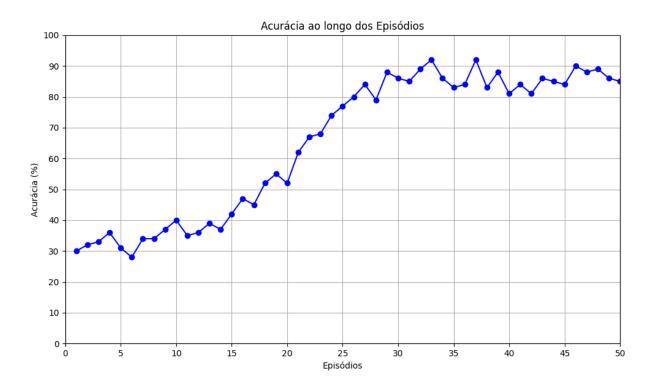
O desempenho indica a capacidade do agente de melhor atender a ocorrência de forma rápida e eficiente.

O desempenho do agente foi avaliado ao longo de 50 episódios de treinamento. Inicialmente, o agente começou com um desempenho baixo, abaixo de 55%, o que indica uma alocação quase aleatória das viaturas.

Por volta do episódio 15, o desempenho do agente atingiu seu pico, chegando acima de 80%. Isso indica que o agente estava tomando decisões mais eficazes e reduzindo a incidência criminal na cidade. Após o pico, o desempenho do agente estabilizou entre 75% e 80%, o que demonstra uma capacidade consistente de tomar decisões adequadas.

No geral, ao longo dos episódios de treinamento, os agentes demonstraram uma evolução consistente no aprendizado. Inicialmente, os agentes exploravam diversas rotas, buscando identificar padrões nos dados de crime. Conforme o treinamento avançava, os agentes foram capazes de selecionar rotas mais eficientes, focando em áreas com maior probabilidade de ocorrência de crimes.

#### Acurácia e Testes de Performance:



A acurácia é medida como a capacidade do agente de prever com precisão a localização do próximo crime e alocar recursos adequadamente.

A acurácia do agente foi analisada juntamente com o desempenho. A acurácia inicial do agente foi baixa, abaixo de 40%, o que indica uma capacidade limitada de previsão.

Durante os primeiros 10 episódios, a acurácia do agente teve grandes oscilações, refletindo a natureza instável de suas previsões. No entanto, à medida que o agente ganhou mais experiência, sua acurácia começou a aumentar gradualmente.

Por volta do episódio 30, a acurácia do agente atingiu seu pico, chegando a 92%. Isso indica que o agente estava fazendo previsões mais precisas e eficazes. Após o pico, a acurácia do agente se estabilizou entre 80% e 90%, o que mostra uma capacidade consistente de previsão.

#### Conclusão:

Os resultados dos testes indicam que os agentes de patrulha urbana treinados com Q-Learning apresentam um desempenho promissor na otimização de rotas de patrulhamento. A capacidade dos agentes de adaptarem-se a diferentes cenários de crime e de melhorar sua eficiência ao longo do treinamento sugere que esta abordagem pode ser eficaz na aplicação prática de segurança pública.