

A black graduation cap with a gold tassel is placed on top of a server rack. The server rack is filled with various server units, some of which have blue and yellow indicator lights. The background is a blurred data center with rows of server racks and overhead lighting.

Impulsionando a Inovação com Projetos Universidade- Indústria

Foco em Inteligência Artificial e Análise de Dados para
Aplicações Práticas

On the way – SAMA Data Science – Policia Judiciaria

- Classificação de imagens de balística
- Implementação de um protótipo que use as mais recentes aproximações da Inteligência Artificial de forma a automatizar o processo de catalogação de imagens quanto ao modelo e marca de arma responsável pela deflagração dos invólucros suspeitos.
- Team Joao Ferreira e Tomas Brandão





Sistema de Transcrição Automática de Debates Parlamentares (ARP)

Utilização de tecnologias inovadoras de reconhecimento de voz e diarização para otimizar a transcrição de debates parlamentares, promovendo maior qualidade e eficiência.

Projetos Colaborativos com a Indústria Local

Soluções práticas para desafios industriais



Monitoramento de Transporte de Mercadorias

Implementação de sistemas para rastreamento e otimização do transporte de bens.



Cálculo de Pegada de Carbono

Desenvolvimento de metodologias para quantificar e reduzir o impacto ambiental das operações industriais.

Otimizando a Logística e Reduzindo Emissões de CO2

Sensing4Saving em Transportes: Otimização Logística e Redução de Emissões

Empresas de transporte podem alcançar eficiência aprimorada e um impacto ambiental reduzido através da implementação de tecnologias de sensoriamento avançado.

Visão Computacional:

- Otimização do carregamento e distribuição de carga para maximizar o espaço do veículo.
- Monitoramento em tempo real do comportamento de condução para reduzir o consumo de combustível.
- Automação de inspeções e controle de qualidade de carga.

Medições Volumétricas:

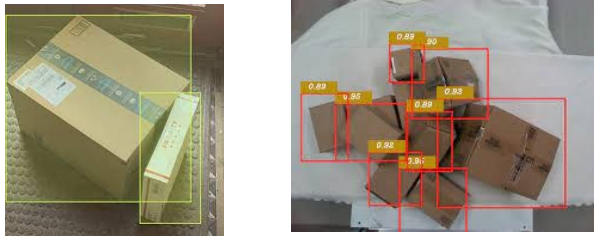
- Cálculo preciso do volume da carga para um planejamento logístico eficiente.
- Prevenção de subutilização ou sobrecarga de veículos.
- Facilitação da consolidação de remessas para minimizar viagens.

Redução significativa no consumo de combustível. Diminuição das emissões de CO2. Aumento da eficiência operacional e redução de custos.



Collaborative projects with local industry

Low-cost solution for monitoring freight transport.
Computer vision solution implemented in Raspberry PI detects objects and records the images



Goal – Check transportation process to save money from transportation complains

Calculation of the CO2 footprint of freight transport

D= The distance your shipment has traveled

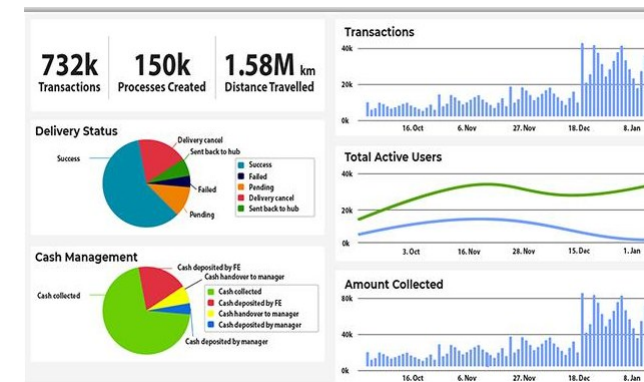
W= The weight of the shipment

EF = The mode's specific emissions factor
from the Environmental Defense Fund chart.



Big Data and the Last Mile Delivery

Use of Data Analytics to Increase the Efficiency of Last Mile Logistics



Sensing4Saving in Transportation

- **Transportation** - PT Companies: Santos e Vale
- Case 1: S&V and Rangel [Smart Warehouse]– Video Cameras used to detect QR Codes in the logistics warehouse. A forklift moves stocks in/out, and this approach allows to perform stock in/out without manpower. Savings of 400M€ in man labor at S&V.
- Case 2: S&V, volumetric measures to truck empty space to allow for optimization of truckload and the reduction of CO2 emissions. Allow savings of 10% in a transportation company like S&V, which represents 770K€/year and less CO2 (less 462Kliters of diesel that means less 1120Tonnes of CO2).



Case Study – CARRIS

Power of Data analytics

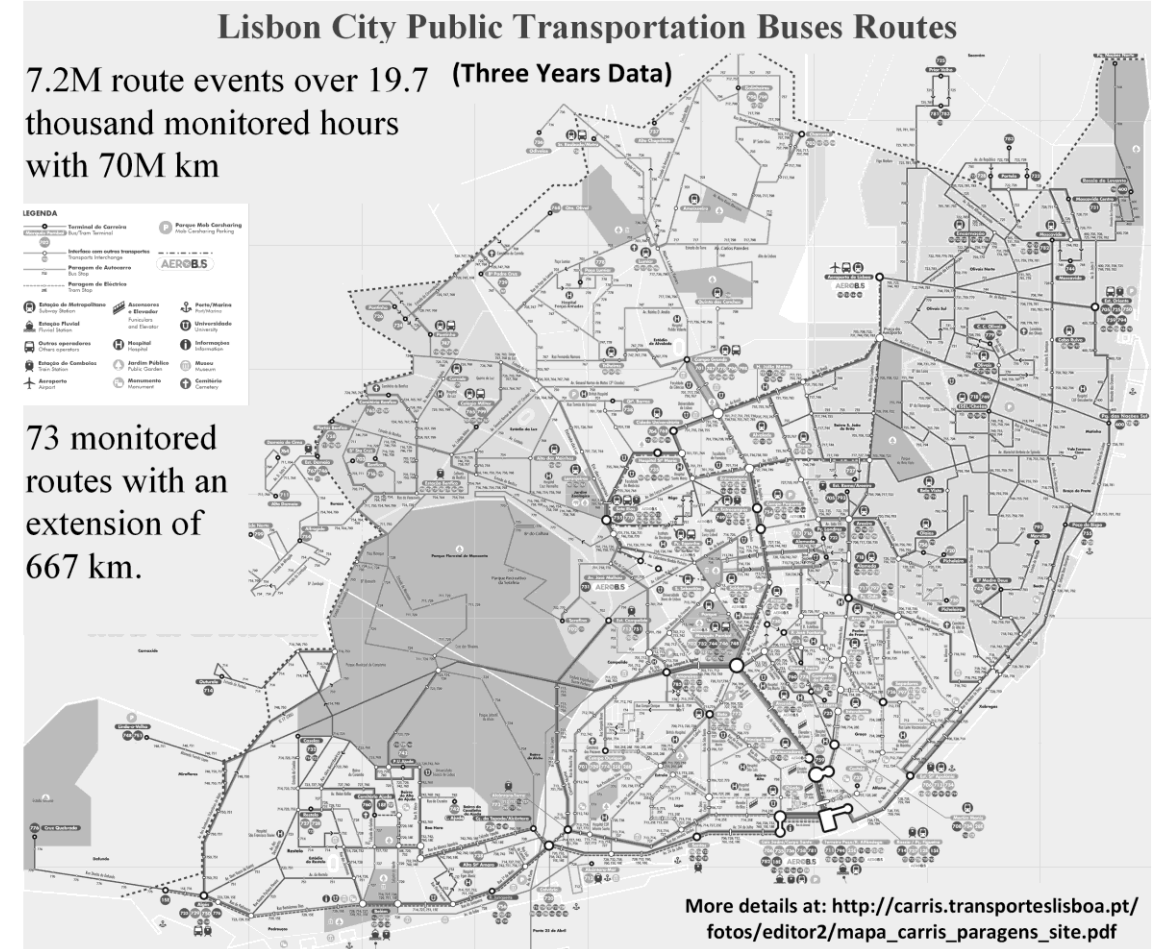
Data Profile Viewer-D:\MEIC15\TECMIC_DATABASE\XTPassenger_Initial_Profiling.xml

Open Refresh

Profiles (Table View) Column Statistics Profiles - [dbo].[TacoTotalDataEvent]

Column	Minimum	Maximum	Mean	Standard Deviation
BusID	8	967	400.299802448...	291.19700406907
CmdId	0	16	4.25861761354...	1.13730050687285
DayID	0	43	19.3418852437...	6.40343730037894
Direction	0	3	1.37547952505...	0.641281924941642
ID	60	1986923	1050669.10848...	588548.830885065
Km_Acc_Events	0	100995584	63706.4698771...	1049646.32042705
Km_Acc_Level_0_time	0	1509949440	445046.735807...	3888553.93513423
Km_Acc_Level_1_time	0	1919243008	1352106.56424...	16360864.4249335
Km_Acc_Level_2_time	0	1701013878	3732736.81993...	63913741.4994829
Km_Acc_Level_3_time	0	1349058560	517012.632734...	6774549.31379392
Km_Brk_Events	0	538976288	1261709.94802...	25692976.1050944
Km_CC_Km_total	0	1867907072	80984.2503469...	10793164.189406
Km_CC_Lt_total	0	1701672300	68428.3202158...	9866002.4790754
Km_CC_Time	-951844864	234913826	-17451.3055158...	4869049.14728601
Km_Inertial_Km_total	-2146956089	1761607680	-1517555.05114...	102720221.257602
Km_Inertial_time	-951844864	1140850700	2922929.56887...	54541457.9856015
Km_Movement_time	0	1349073270	6499085.46184...	64252601.9087013
Km_Slope_acc_time	0	538976288	950537.996362...	14610733.4944931
Km_Slope_acc_time...	0	2897462	81795.6448779...	293395.014166735
Km_Spe_Level_0_time	-2146953269	1493172224	4044667.67710...	55869643.8954714
Km_Spe_Level_1_time	-2146956089	100995584	-3331764.59650...	102022711.677092
Km_Spe_Level_2_time	0	374356230	396405.262888...	1902134.90252139
Km_Spe_Level_3_time	-1526726656	234913826	526335.832175...	11342720.3393822
Km_Spe_Max_time	-96173808	1149241356	-181501.599650...	7473405.3948707
Km_Total	-2146956089	1767366658	67608325.4473...	66957808.6078639
Km_Total_Accelerato...	-2146956089	100663296	242092.619295...	10758761.6196689
Km_Total_Brake_usa...	-96174072	1345914373	3259238.06766...	63869556.5704631
Km_Total_Clutch_us...	-2145255393	1140850700	-4721539.54512...	102018118.837893
Lt_Total	0	1347944448	1348674.88336...	26707130.5537522
Rt_Idle_Time	0	302053956	2091770.59331...	2796617.06517955
Rt_In_Gb_Time	-2146021319	1345914373	1345990.84623...	12629233.4635566
Rt_Over_Gb_time	0	4979317	113416.818788...	305996.774950351
Rt_Rot_Max_Time	0	1349058560	32822.141113293	6547098.92621155
Rt_Total	0	1140850700	1883803.25540...	36436173.4934892
Rt_Total_Time	-2146956089	540554295	6673132.94138...	28147422.9815703
Rt_Total_Time_Aux	-2146956089	540554295	5899317.61139...	28243329.875367
TimestampCreated	30-03-2009 12:0...	09-05-2012 15:4...		
TimestampGenerated	01-01-1990 00:0...	24-12-2031 12:4...		
VarPercLong	0	12902	6963.71194580...	3153.29927515946
VarPercShort	0	5	0.18492605819...	0.726513529060192
VoyageNumber	0	127	11.675873155135	11.6922875287024

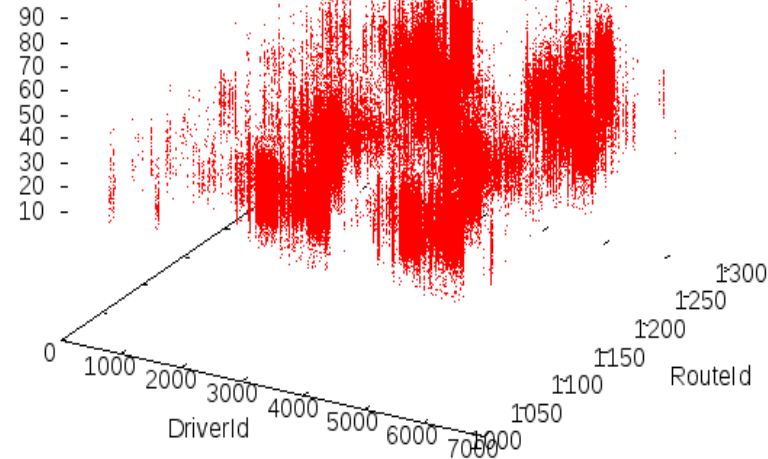
Successfully loaded data profile from D:\MEIC15\TECMIC_DATABASE\XTPassenger_Initial_Profiling.xml ...



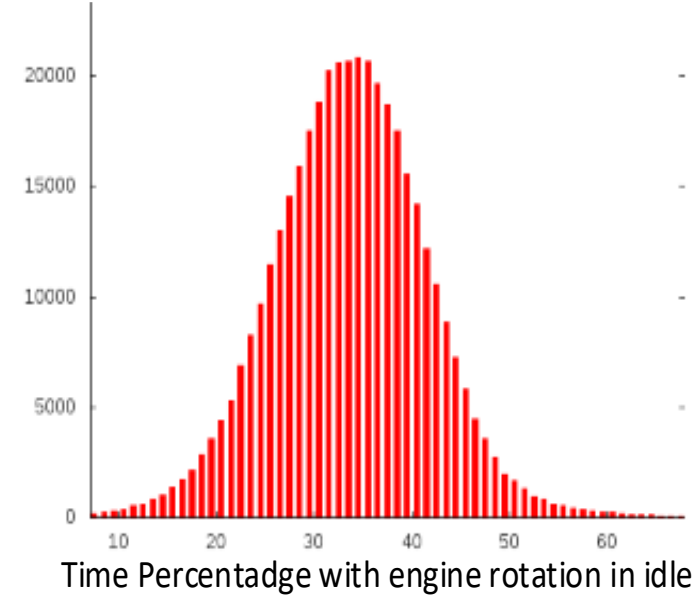
- Registos são obtidos por recolha “*event-driven*” de variáveis obtidas por sistema embarcado;
- Dados oriundos do barramento CAN Bus e posteriormente enviados por um de diversos canais de comunicações para um servidor SQL



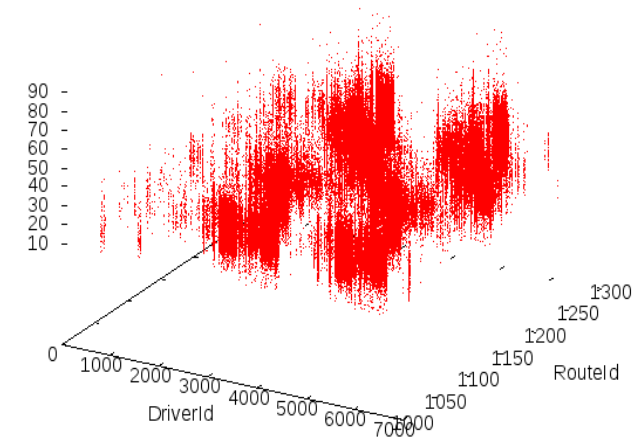
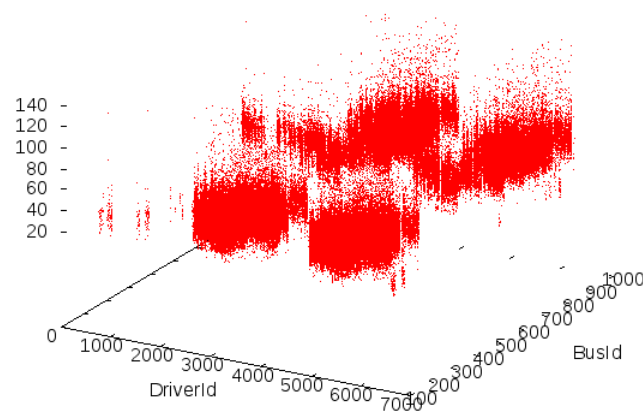
Time percentage with engine rotation in idle



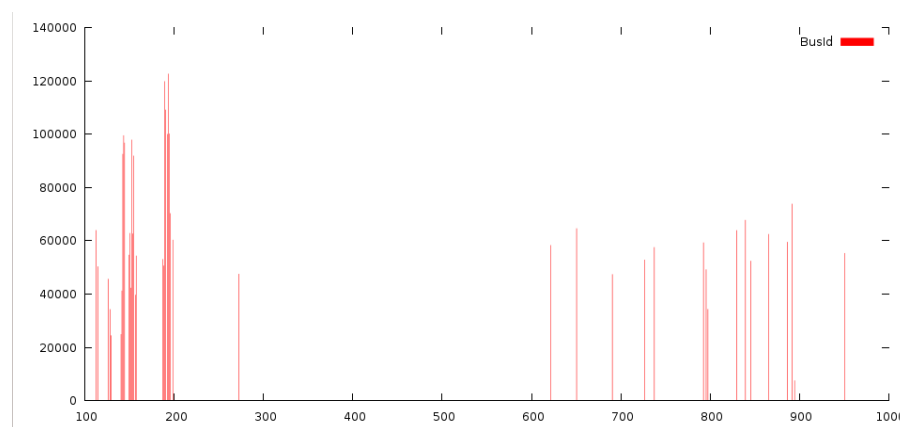
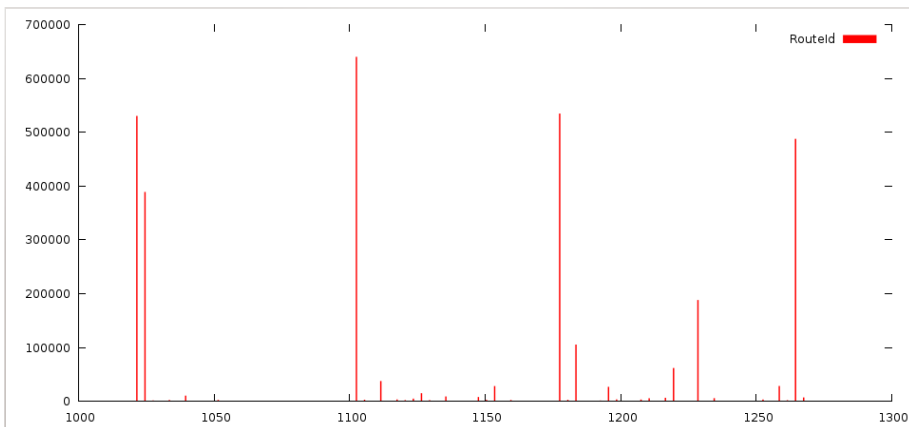
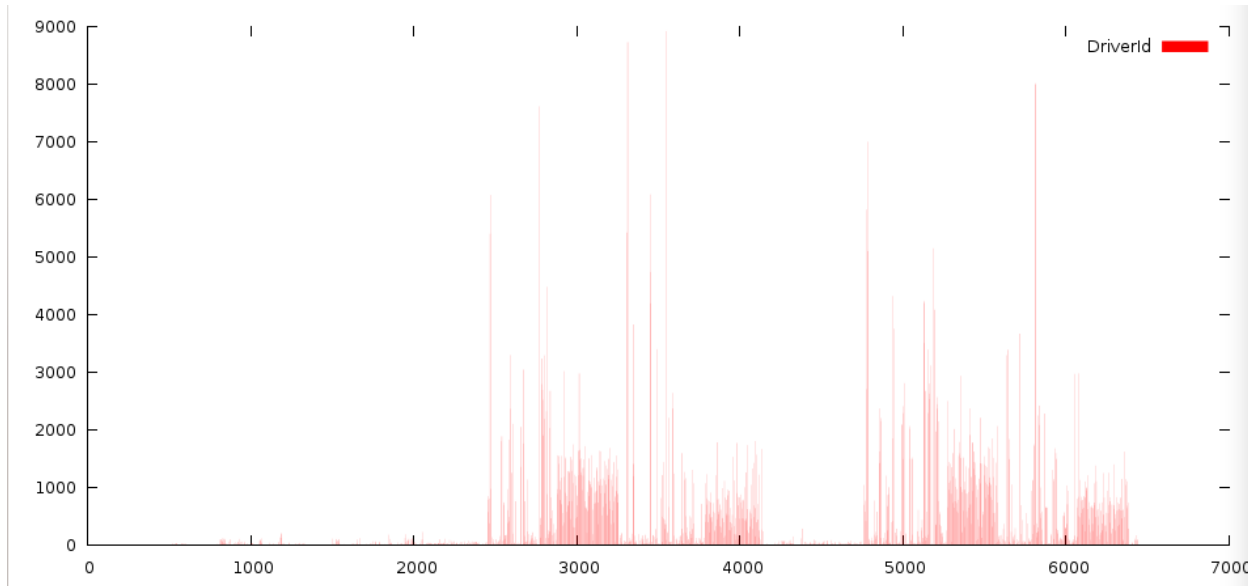
Events



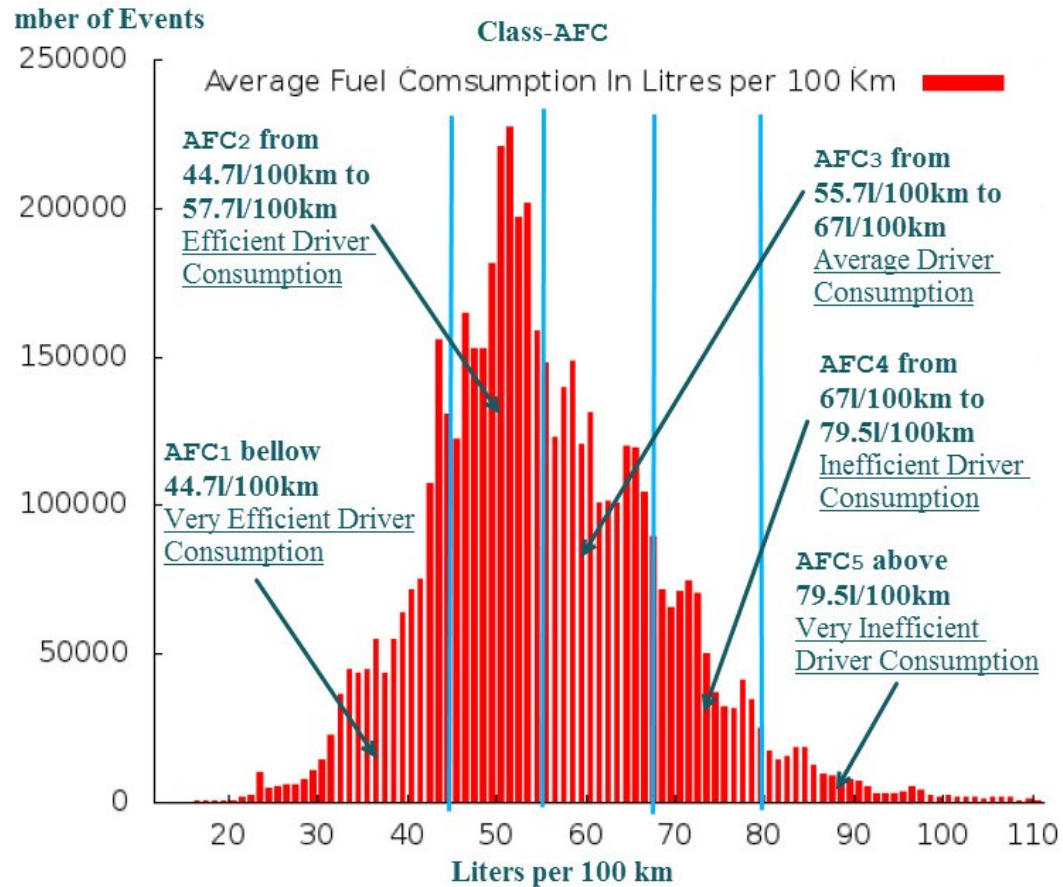
Average Fuel Consumption In Litres per 100 Km



Concentração de casos em poucos Veículos e Rotas ->
abandono destas perspectivas em modelo(s) subsequente(s);



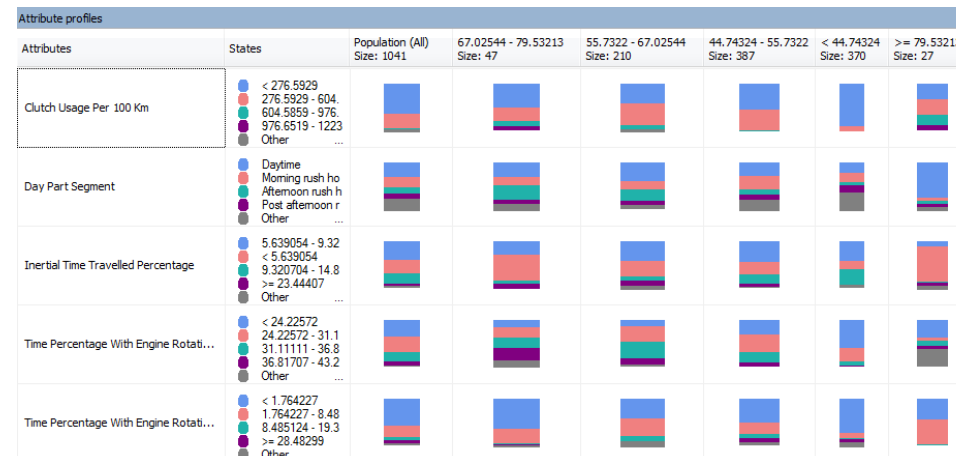
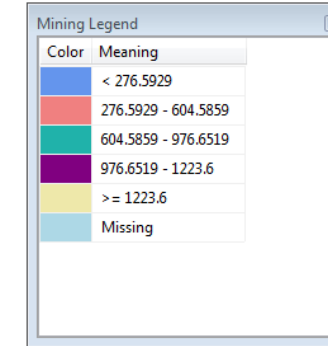
Discritization process



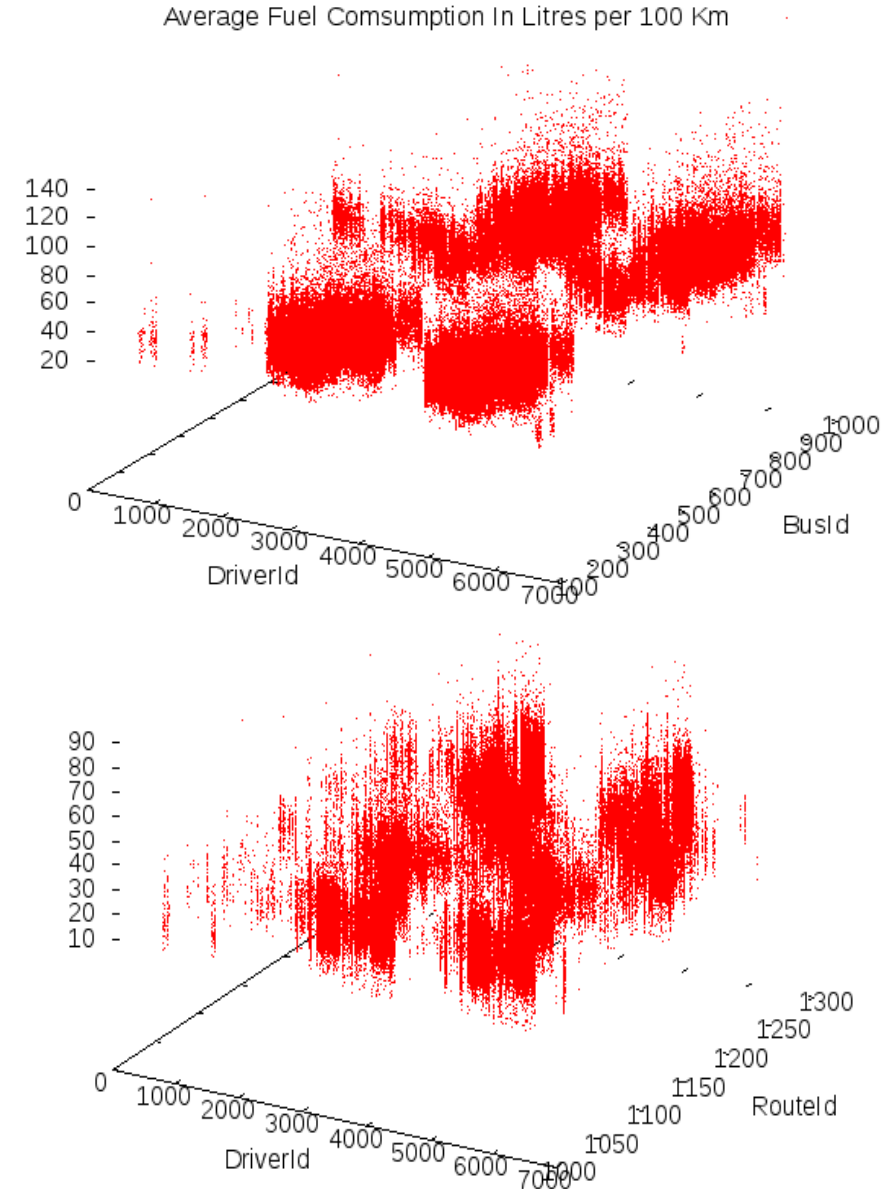
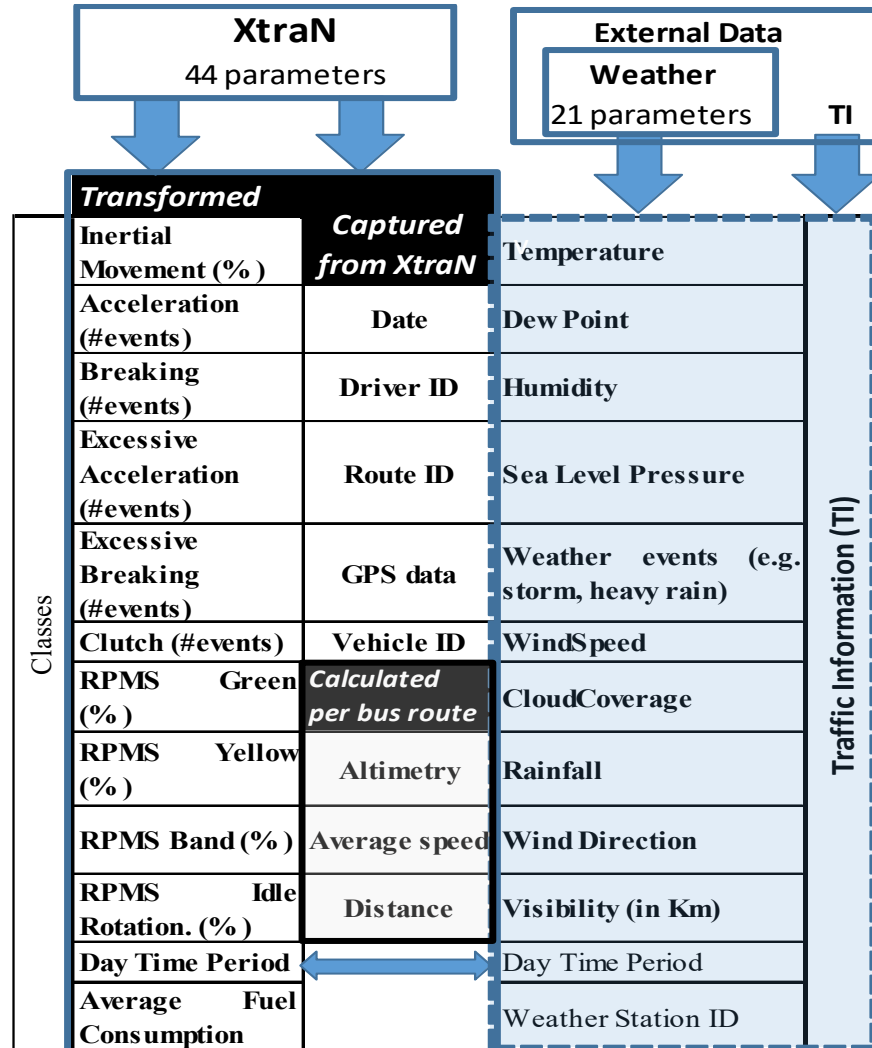
Event Classes	Abr	Subclasses				
		1	2	3	4	5
Inertial Movement (%)	IM	<3	3 to 5	5-8	8-11.5	>11.5
Acceleration (#events)	Ac	<510	510-1,190	1,190-2,210	2,210-2,890	>2,890
Braking (#events)	Br	<500	500-1,155	1,155-2,145	2,145-2,805	>2,805
Excessive Acceleration (#events)	EAc	<38	38-88	88-163	163-213	>213
Excessive Braking (#events)	EBr	<50	50-116	116-217	217-283	>283
Clutch (#events)	Cl	<276	277-604	604- 976	977- 1,223	> 1,223
RPMS Green band (%)	RG	<4	4-15	15-50	50-80	>80
RPMS Yellow band (%)	RY	<0.5	0.5-2	2-4.5	4.5-9	>9
RPMS Red Band (%)	RR	<0.1	0.1-0.2	0.2-0.5	0.5-1	>1
RPMS Idle Rotation. (%)	RI	<24.2	24.2-31.1	31.1-36.8	36.8-43.2	>43.2
Day Time Period	DTP	Weekday	Morning rush hour	Afternoon rush hour	Weekend and Holidays	Night

Normalized Probability values of the five top IFs divided by the five pre-defined AFC Classes

		AFC ₁	AFC ₂	AFC ₃	AFC ₄	AFC ₅
IF-1: Clutch Class #events per 100km	Cl ₁ <276	87%	47%	30%	29%	20%
	Cl ₂ [276-604]	12%	46%	50%	32%	30%
	Cl ₃ [604-976]	1%	5%	15%	17%	29%
	Cl ₄ [976-1223]	0%	2%	4%	13%	11%
	Cl ₅ >1223	0%	1%	2%	9%	10%
IF-2: RPMS Yellow Band in time %	RY ₁ <0.5%	77%	50%	30%	20%	5%
	RY ₂ [0.5-2]%	17%	34%	35%	25%	43%
	RY ₃ [2-4.5]%	1%	9%	13%	11%	16%
	RY ₄ [4.5-9]%	5%	5%	12%	27%	16%
	RY ₅ >9%	1%	2%	10%	17%	20%
IF-3: RPMS Idle Rotation in time %	RI ₁ <24.2%	10%	15%	18%	44%	70%
	RI ₂ [24.2-31.1]%	15%	27%	22%	28%	17%
	RI ₃ [31.1-36.8]%	24%	23%	29%	14%	9%
	RI ₄ [36.8-43.2]%	28%	22%	21%	9%	3%
	RI ₅ >43.2%	23%	13%	10%	5%	1%
IF-4: Inerial Movement in time %	IM ₁ <3 %	1%	4%	11%	20%	42%
	IM ₂ [3-5]%	9%	13%	38%	42%	32%
	IM ₃ [5-8]%	37%	30%	20%	22%	19%
	IM ₄ [8-11,5]%	27%	29%	18%	11%	5%
	IM ₅ >11,5%	26%	24%	13%	5%	2%
IF-5: Day Time Period Class	DTP ₁	21%	31%	36%	23%	19%
	DTP ₂	10%	14%	16%	25%	29%
	DTP ₃	9%	14%	17%	26%	29%
	DTP ₄	31%	20%	15%	13%	12%
	DTP ₅	29%	21%	16%	13%	11%

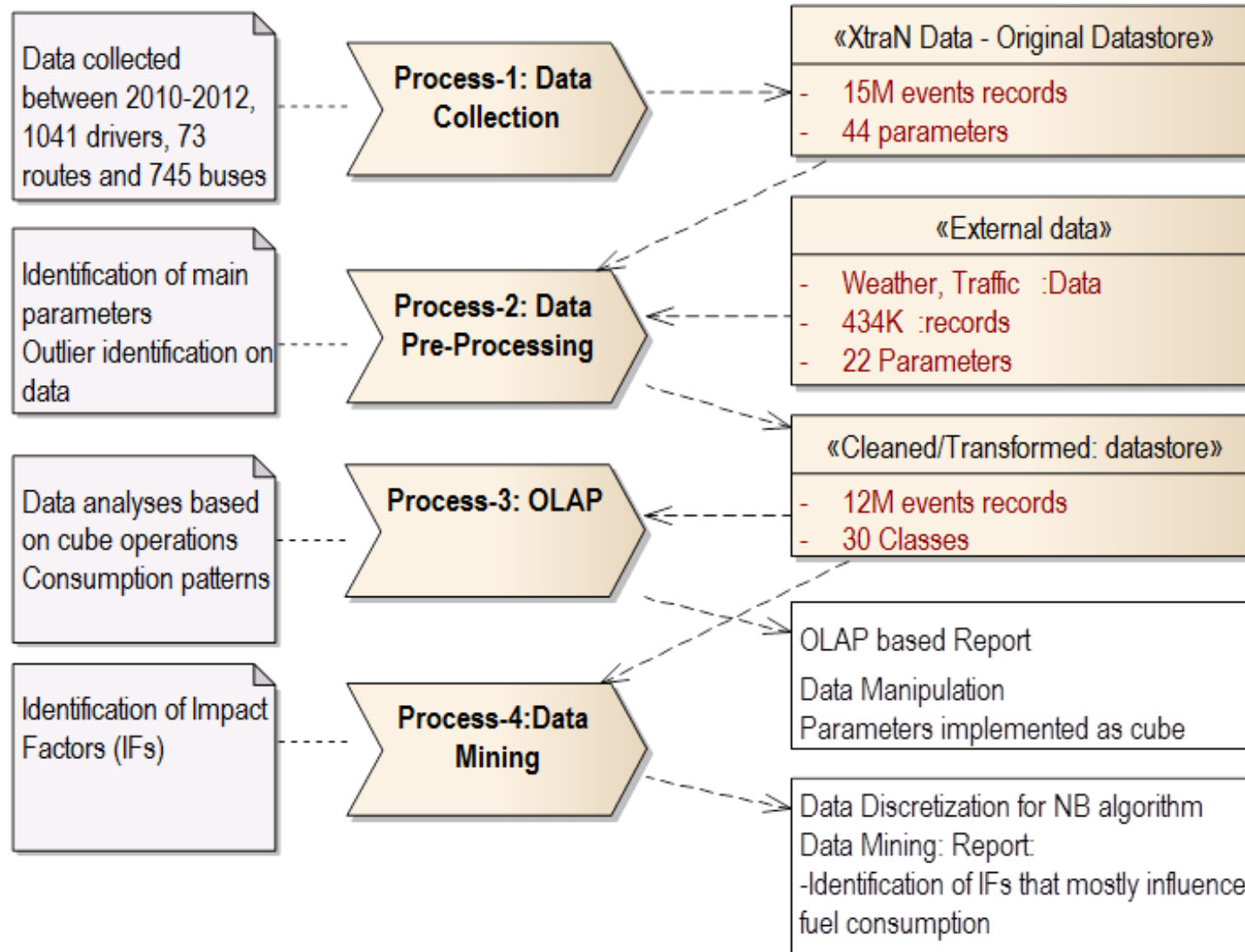


Data Collection through IoT System

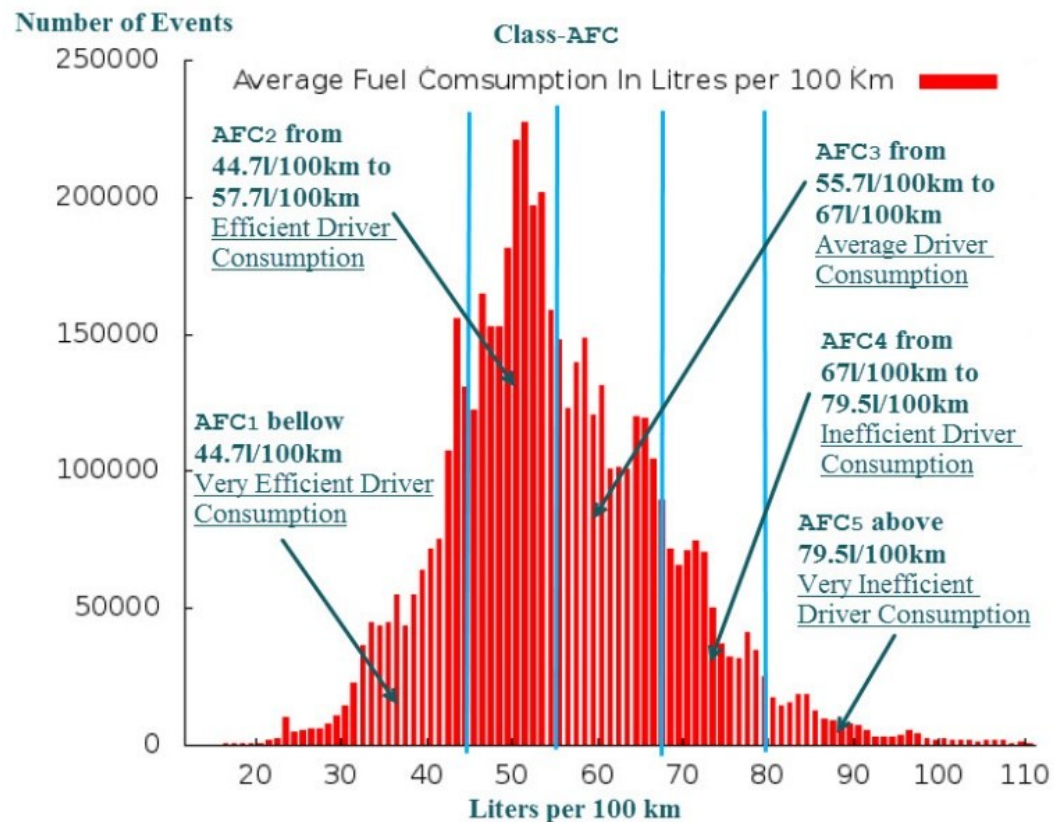




Data Mining Process



Discretization Process on Average Fuel Consumption Data



	All	AFC ₁	AFC ₂	AFC ₃	AFC ₄	AFC ₅
Population	1,041	368	394	202	43	34

KPI from Naive Bayes algorithm

		AFC ₁	AFC ₂	AFC ₃	AFC ₄	AFC ₅
IF-1: Clutch Class #events per 100km	Cl ₁ <276	87%	47%	30%	29%	20%
	Cl ₂ [276-604]	12%	46%	50%	32%	30%
	Cl ₃ [604-976]	1%	5%	15%	17%	29%
	Cl ₄ [976-1223]	0%	2%	4%	13%	11%
	Cl ₅ >1223	0%	1%	2%	9%	10%
IF-2: RPMS Yellow Band in time %	RY ₁ <0.5%	77%	50%	30%	20%	5%
	RY ₂ [0.5-2]%	17%	34%	35%	25%	43%
	RY ₃ [2-4.5]%	1%	9%	13%	11%	16%
	RY ₄ [4.5-9]%	5%	5%	12%	27%	16%
	RY ₅ >9%	1%	2%	10%	17%	20%
IF-3: RPMS Idle Rotation in time %	RI ₁ <24.2%	10%	15%	18%	44%	70%
	RI ₂ [24.2-31.1]%	15%	27%	22%	28%	17%
	RI ₃ [31.1-36.8]%	24%	23%	29%	14%	9%
	RI ₄ [36.8-43.2]%	28%	22%	21%	9%	3%
	RI ₅ >43.2%	23%	13%	10%	5%	1%
IF-4: Inertial Movement in time %	IM ₁ <3 %	1%	4%	11%	20%	42%
	IM ₂ [3-5]%	9%	13%	38%	42%	32%
	IM ₃ [5-8]%	37%	30%	20%	22%	19%
	IM ₄ [8-11,5]%	27%	29%	18%	11%	5%
	IM ₅ >11,5%	26%	24%	13%	5%	2%
IF-5: Day Time Period Class	DTP ₁	21%	31%	36%	23%	19%
	DTP ₂	10%	14%	16%	25%	29%
	DTP ₃	9%	14%	17%	26%	29%
	DTP ₄	31%	20%	15%	13%	12%
	DTP ₅	29%	21%	16%	13%	11%

RQ1

top-10 KPIs are highlighted:
IF-1: Use of clutch events;
IF-2: Observation of optimal engine rotation;
IF-3: Minimum engine idling;
IF-4: Maximize the inertial movement;
IF-5: Day period associated with traffic;
IF-6: Use of excessive acceleration events;
IF-7: Use of excessive braking events;
IF-8: Use of acceleration events;
IF-9: Use of braking events; and
IF-10: Severe weather conditions.



That means that more efficient drivers tend to use the clutch less, thus enjoying more inertia, and the percentage using the engine to idle and less time in the range “Yellow and Green” rotations

RQ2

Yes, Weather conditions influence fuel consumption in two ways:
1) hot days, driver behavior depends on the use of the air conditioning that subsequently shows an increase of engine idle events (RI).
2) on days of heavy rain, the traffic increases and so, there is a correlation of the traffic and heavy rain events.

RQ3

Overall, our findings show that adopting appropriate driving styles can reduce fuel consumption on an average between 3 to 5 liters per 100 km



Savings represent 20€ to 40€
a day, per bus



Can go up to 1.5M€ per year
in Carris



AFC –Y1	AFC –Y2	AFC – Y3	AFC –Y4	AFC –Y5
56.6	54.4	52.6	50.1	47.2

AFC- Average Fuel Consumption



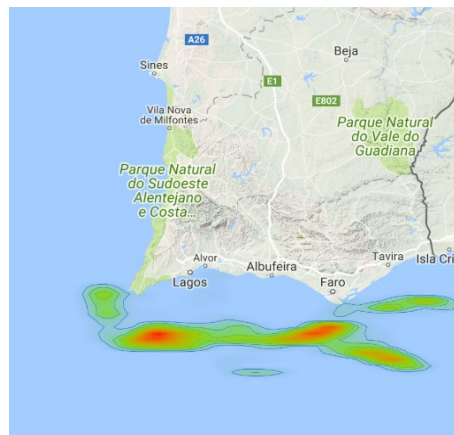
Inteligência Artificial Aplicada à Pesca

Controle de Pesca com Inteligência Artificial

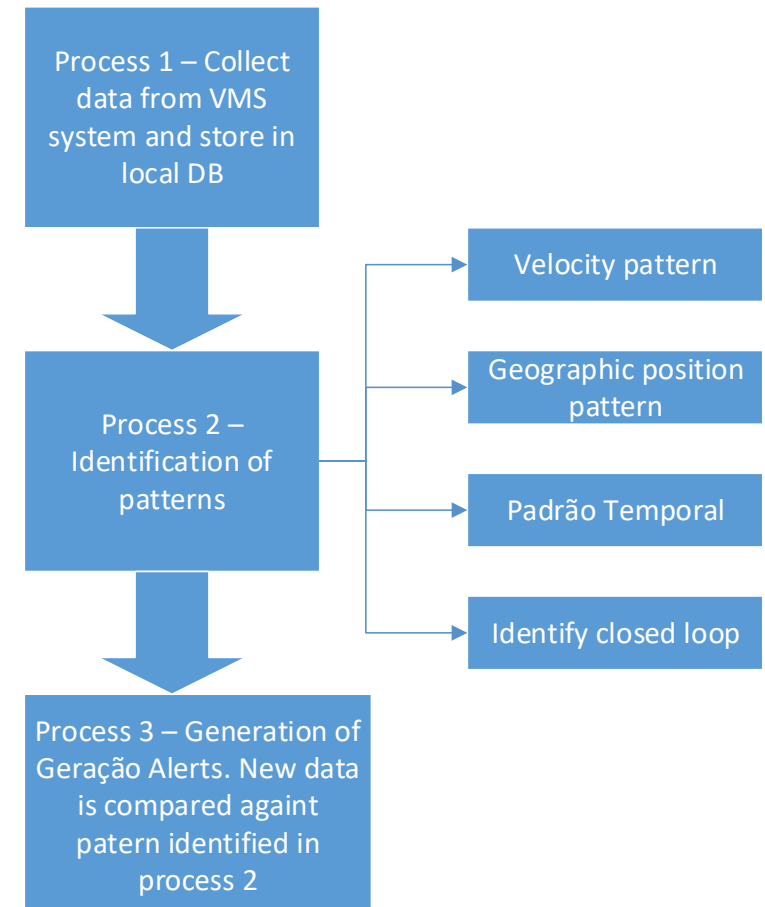
- **Aplicação de Redes Neurais:** Utilização de aprendizado de máquina para análise e classificação de imagens de salmões.
- **Classificação de Saúde:** Distinção precisa entre peixes saudáveis e aqueles acometidos por doenças.
- **Otimização de Vacinação:** Direcionamento do processo de vacinação apenas para os peixes que necessitam, aumentando a eficiência e reduzindo custos.

Melhoria na gestão sanitária e na sustentabilidade das operações de pesca e aquicultura.

SealTall (closed)



- The SealTall project aims to develop a system that integrates a set of solutions to monitor and control fishing activities, responding to different needs identified in the monitoring, control and surveillance systems. Additionally, the solution to be developed will address fishing management capabilities. ISCTE-IUL participated in the areas of computer vision, analysis of fishing data (Big Data Analysis) and identification of fishing patterns.
- Resulted in the creation of a patent – Method and system of alert, monitoring and identification of activities in vessels – Patent No. 110128 (National Institute of Industrial Property).
- **Projeto nº 17693 Código:** 33/SI/2015 – I&DT Empresarial (Copromoção)
- 1 de Julho de 2016 a 31 de Dezembro de 2018



Tecnologias Integradas:

Sistema de Orientação Indoor

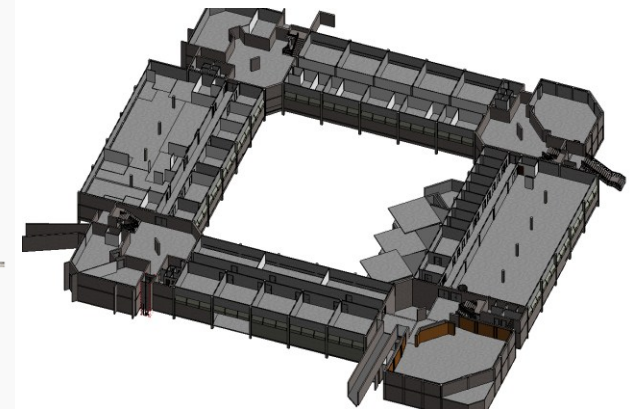
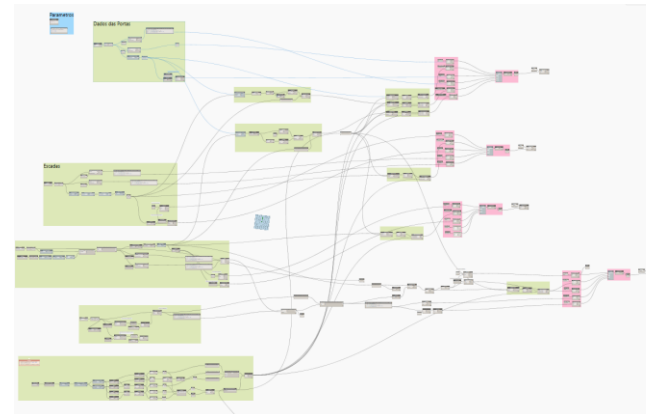
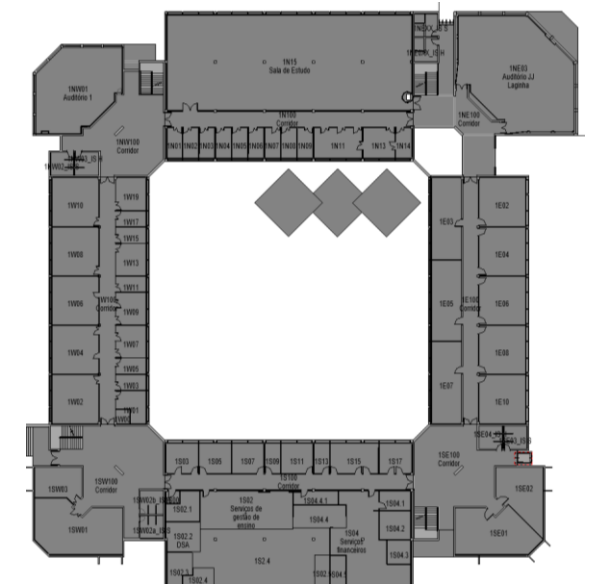
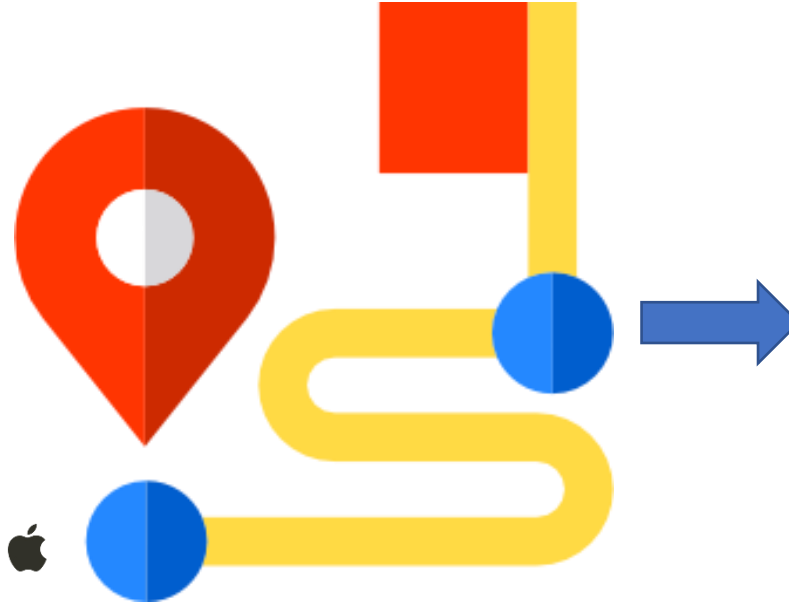
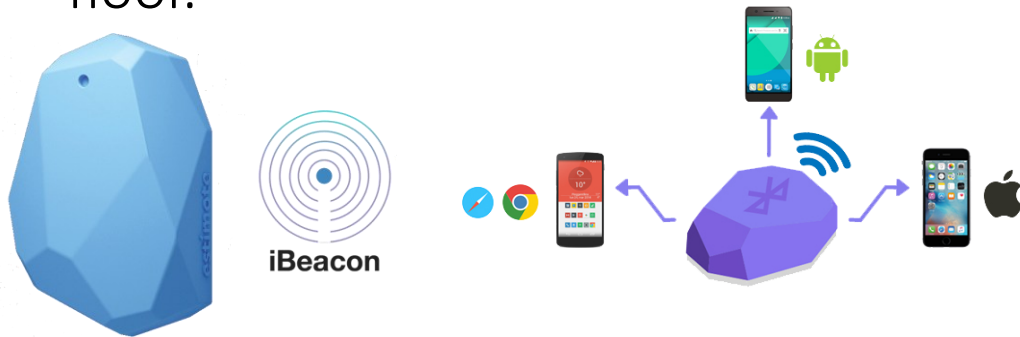
- Beacons: Para localização precisa em ambientes internos.
- Modelos BIM: Para um mapa digital detalhado e gestão de campus.
- Dispositivos Móveis: Interface do usuário para navegação e informações.



Objetivo: Navegação intuitiva e gestão eficiente de campus em complexos de grande porte.

Indoor Guidance System – Beacons, BIM and Mobile devices (Application to Hospital and Lisbon airport with Tecmic)

Creates a string, with the data that comes from the Intersected Beacon (or the inserted destination) and returns a map floor.



- A Building Information Model (BIM) is being developed to support campus management
- Model contains accurate 3D physical description of the campus and room data such as precise location, capacity, area, etc.
- Stairs, corridors and elevators are also modeled, as well as beacon id
- Through the Dynamo scripting language, we create room, stairs and beacons data tables that feeds the pathfinding algorithm (previously took several days to assemble this information)



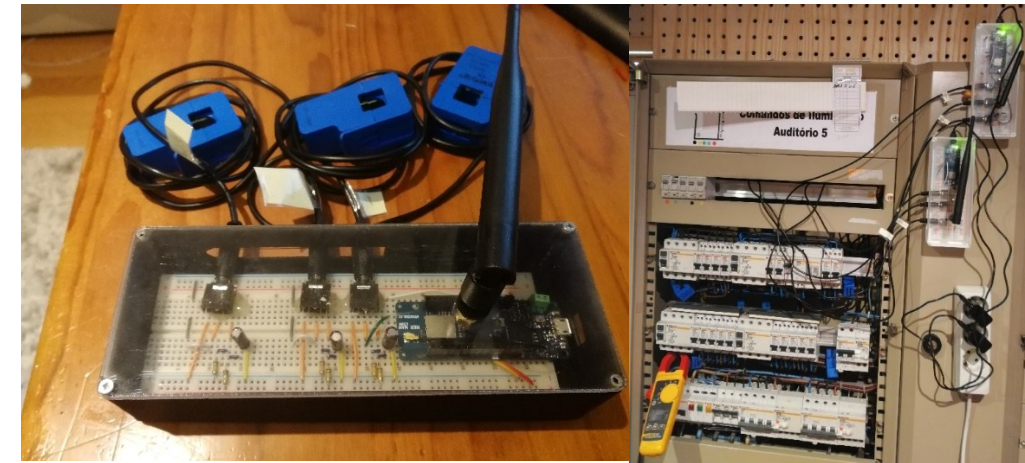
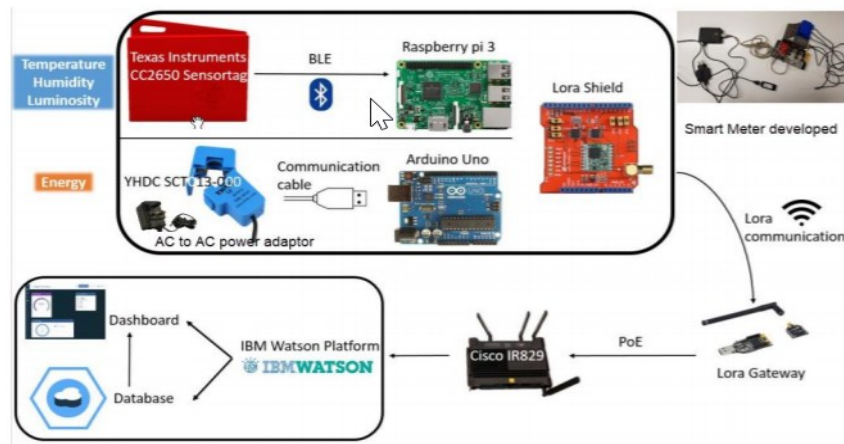
Otimização de Sistemas de Aquecimento e Refrigeração

Plataforma de Gestão de Energia para Edifícios Públicos

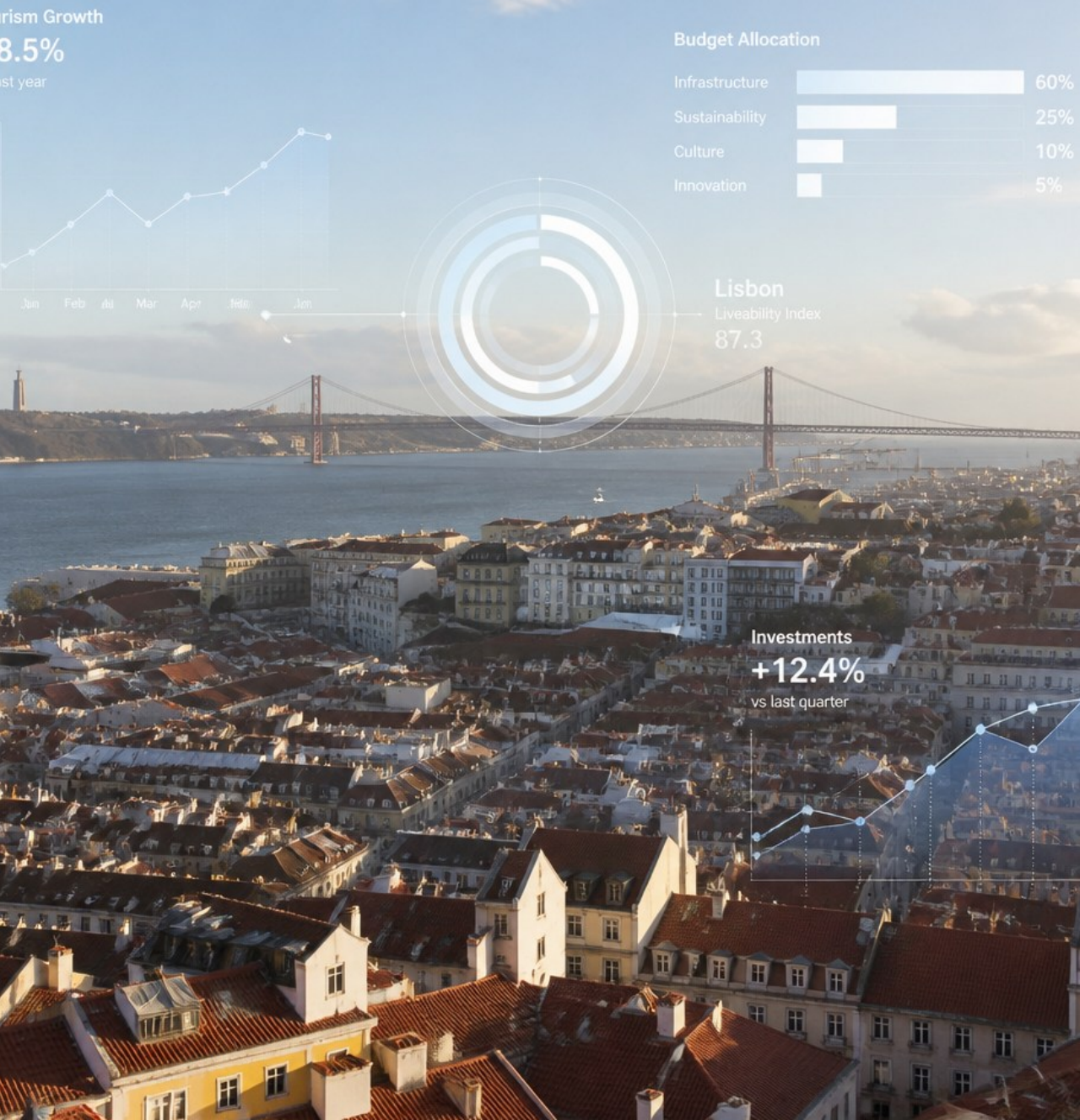
Uma solução de desenvolvimento local para a otimização de sistemas de aquecimento e refrigeração em edifícios públicos, focada em:

- Medições Ambientais e Energéticas Locais: Recolha de dados em tempo real sobre as condições ambientais e o consumo de energia.
- Transmissão de Dados via LoRa: Utilização de tecnologia LoRa para comunicação de dados eficiente e de longo alcance.
- Visualização para Otimização: Plataforma de visualização intuitiva para análise de dados e melhoria contínua dos sistemas de HVAC

ENERGY MANAGEMENT PLATFORM FOR PUBLIC BUILDINGS (CASE FROM ISCTE-IUL)



- Local development – energy and environment measurements – temperature (in/out), humidity, luminosity, noise, air quality – LoRa data transmission – Data visualization
- Saving actions – alerts interaction with heating/cooling system, providing tailored information
- Patterns identification – Model Behaviour
- Data representation on BIM models
- Understand room temperature gradients



Projetos com o Município de Lisboa

Iniciativas data-driven e parcerias colaborativas focadas em melhorar a habitabilidade e sustentabilidade da cidade de Lisboa.

Detections

All statuses

Graffiti

All cameras

May 12, 2024 - May 18, 2024



Camera 12

May 18, 2024 8:42 AM

High



Camera 07

May 18, 2024 8:15 AM

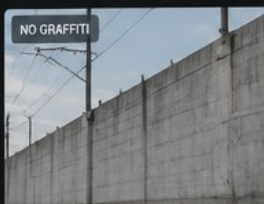
High



Camera 03

May 18, 2024 8:03 AM

Low



Camera 02

May 18, 2024 7:45 AM

Low



Camera 09

May 18, 2024 7:32 AM

Medium



Camera 05

May 18, 2024 7:21 AM

Low



Camera 04



Camera 10



Camera 06

Aplicação

Processamento de Imagem: Detecção de Graffitis

Aplicação de algoritmos de processamento de imagem e redes neurais para detecção e classificação de graffitis.

Alertas para remoção e potencial divulgação.

Detecção de Graffitis: Modelo Faster R-CNN ResNet 50

O modelo Faster R-CNN ResNet 50 é uma arquitetura de deep learning avançada utilizada para a detecção precisa de graffitis em imagens.

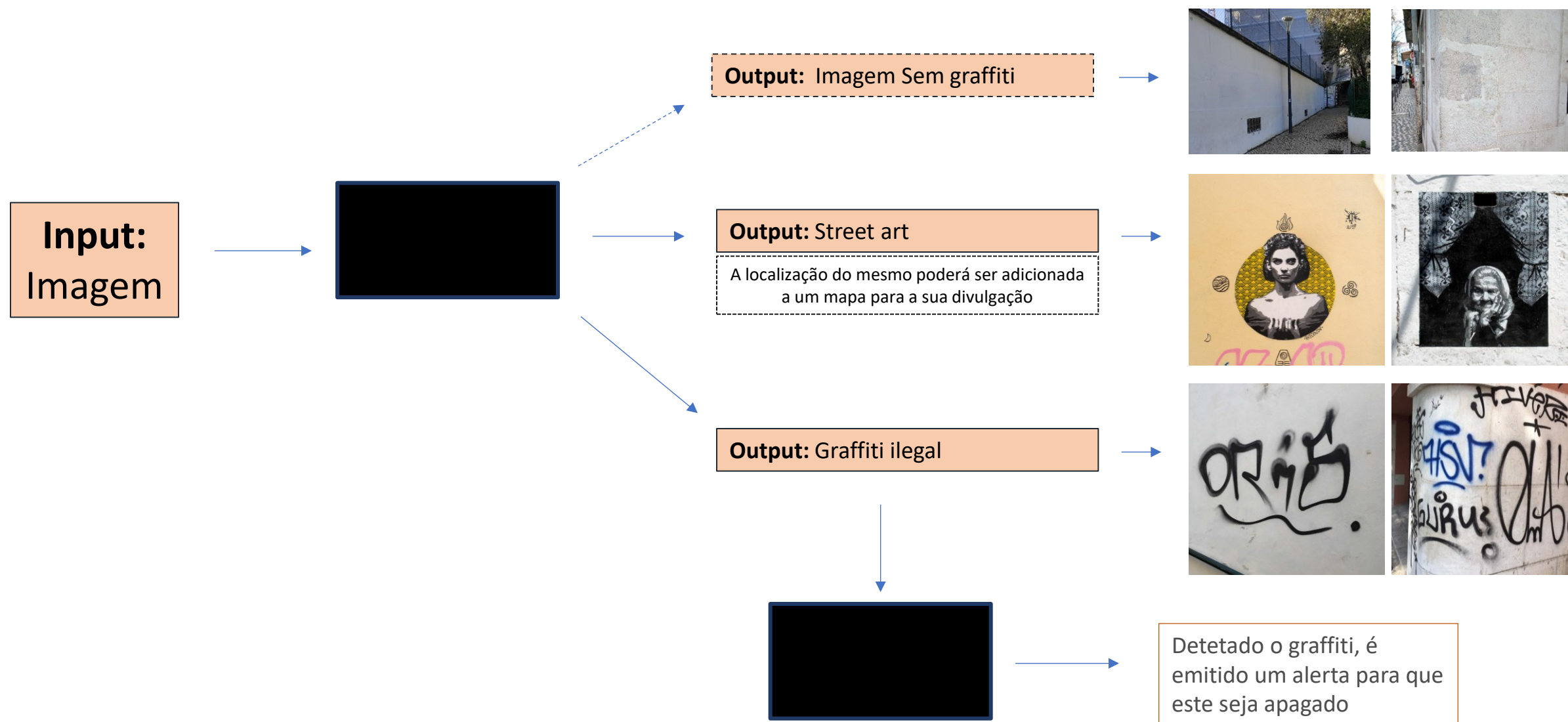
Componentes Principais:

- **Faster R-CNN:** Framework de detecção de objetos que utiliza uma Rede de Proposta de Região (RPN) para identificar potenciais locais de objetos, seguido por uma etapa de classificação e refinamento.
- **ResNet 50:** Rede neural convolucional profunda com 50 camadas, servindo como backbone para extração de características robustas, crucial para a identificação de padrões complexos como graffitis.

Métricas de Performance:

- **IoU (Intersection over Union):** Métrica fundamental para avaliar a precisão da localização dos objetos detectados.
 - Calcula a sobreposição entre a caixa delimitadora prevista e a caixa delimitadora real.
 - Um IoU mais alto indica maior precisão na detecção e localização do grafiti.

Work on Image Processing – Master Thesis Joana Fogaça



Graffiti detection

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$

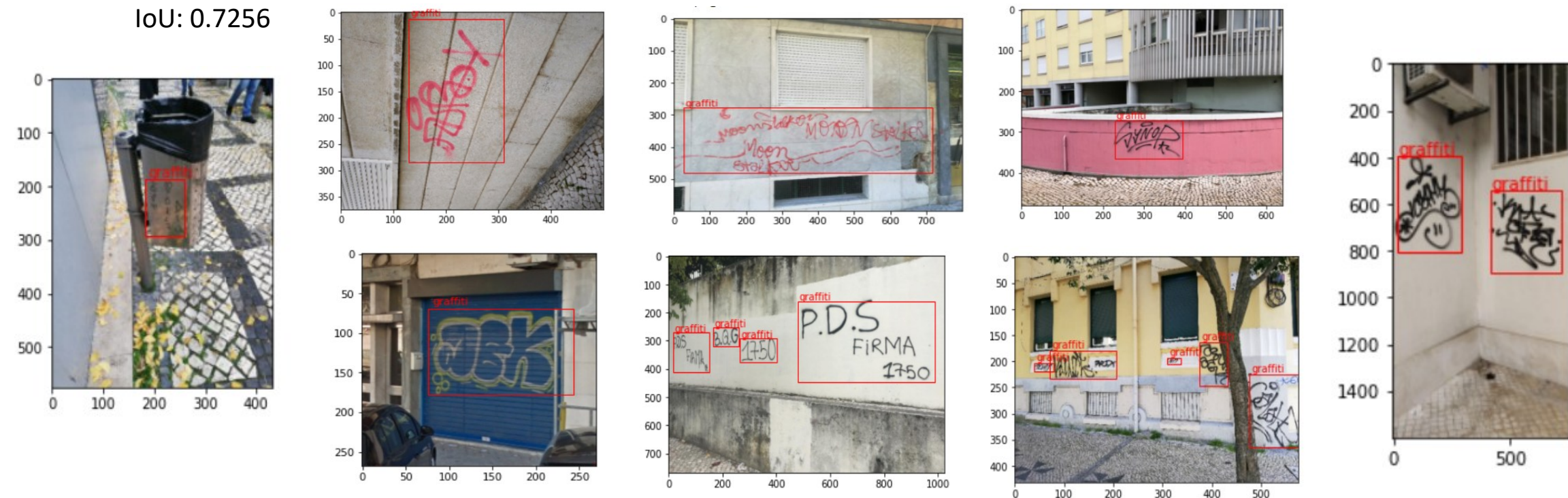

Modelo utilizado: faster cnn resnet

50

(train : 448 | val : 96 | test : 96)

Resultados:

IoU: 0.7256





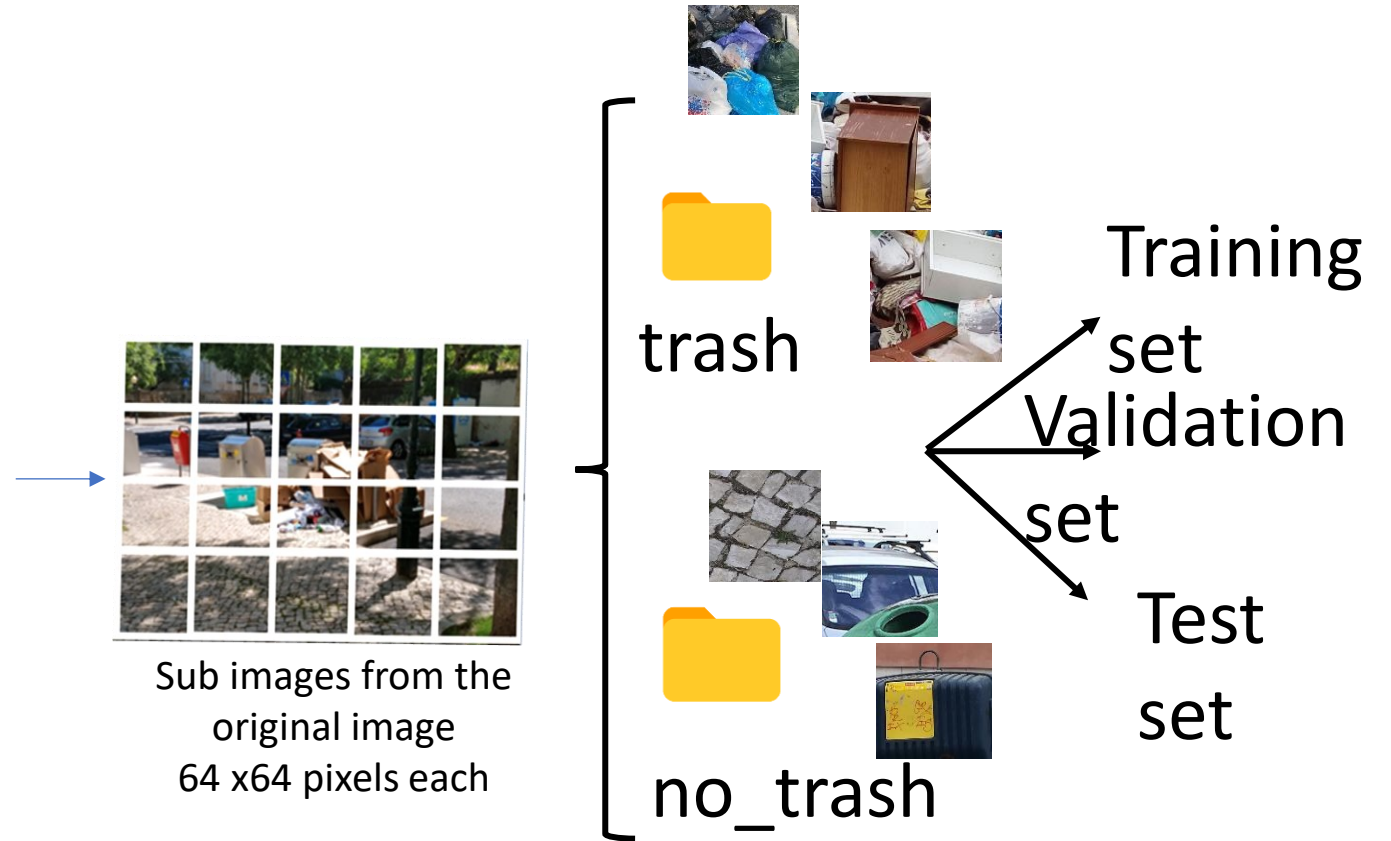
Combate ao Lixo Descartado Irregularmente

Utilizando redes neurais para identificar e localizar lixo fora das lixeiras e otimizar a limpeza urbana.

Dataset pre-processing

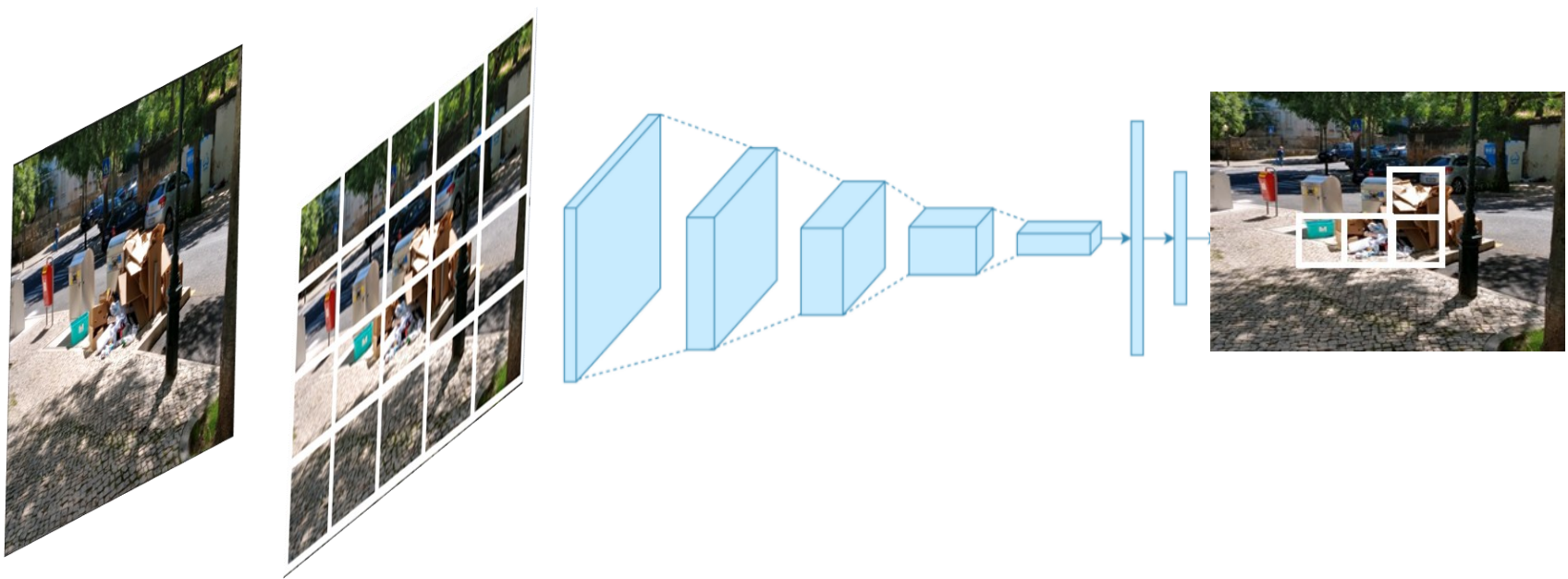


Image annotations



Class distribution and division of the dataset

Convolutional Neural Network

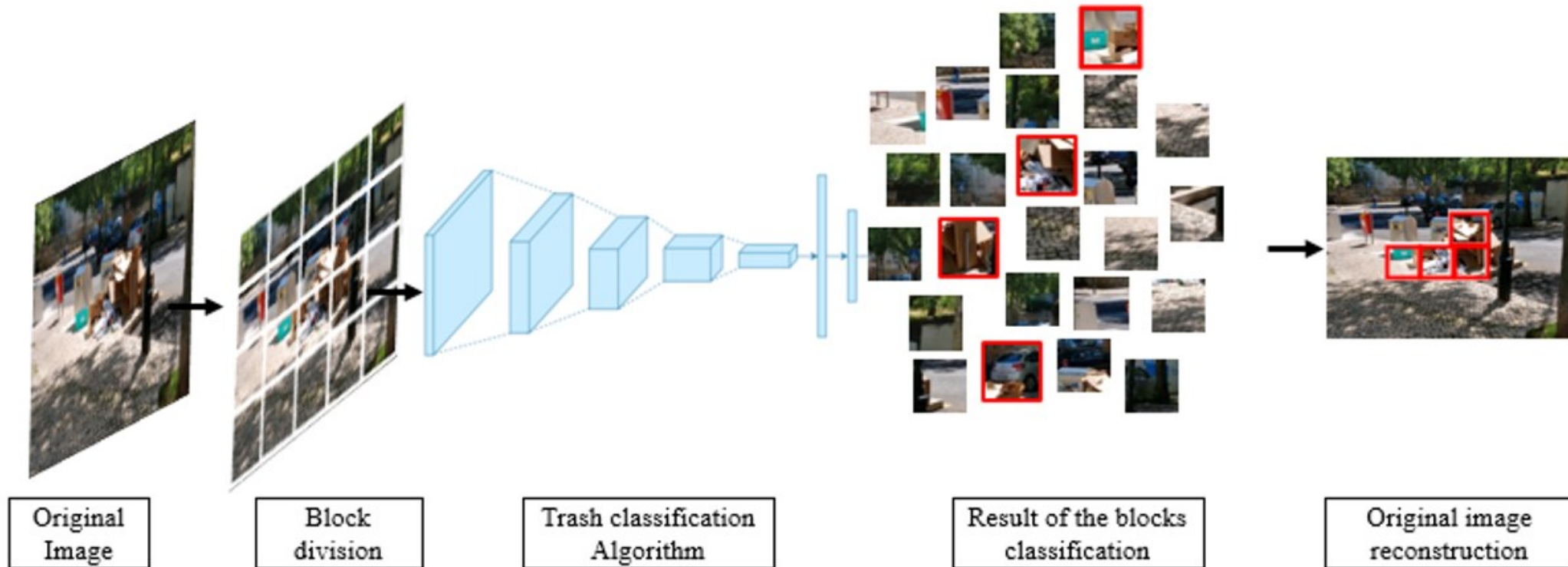


Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 64, 64, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 32)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	18496
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 8, 8, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 4096)	0
dense (Dense)	(None, 256)	1048832
dense_1 (Dense)	(None, 2)	514

Total params: 1,124,162
Trainable params: 1,124,162
Non-trainable params: 0

Expected System Behavior



Análise de Impacto das Restrições COVID-19 nos Poluentes do Ar (NO₂)

Abordagem:

- Mineração de dados aplicada a dados de sensores.
- Análise do impacto das restrições da COVID-19 na qualidade do ar, com foco no NO₂.

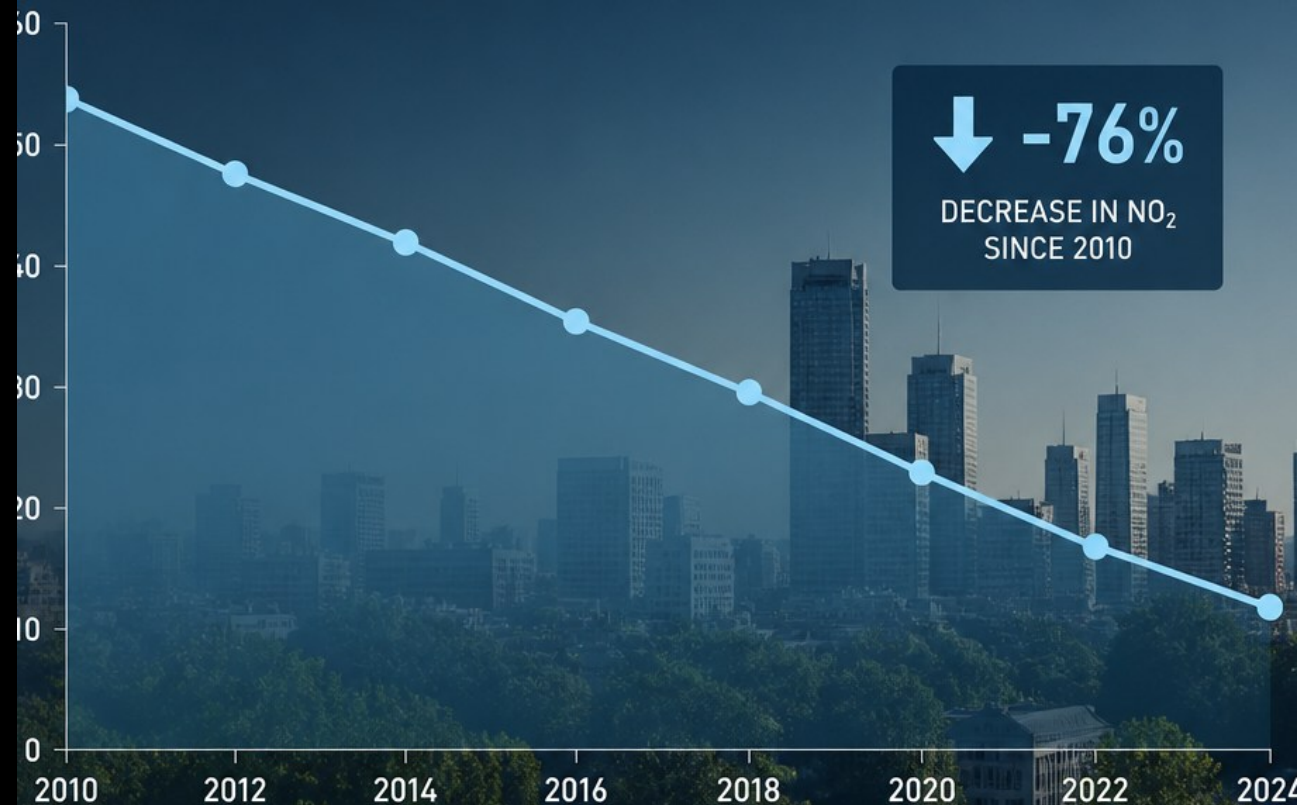
Objetivo:

- Quantificar as alterações nos níveis de NO₂ em função das medidas restritivas.
- Identificar padrões e tendências na poluição do ar durante o período pandêmico.

NO₂ POLLUTION LEVELS

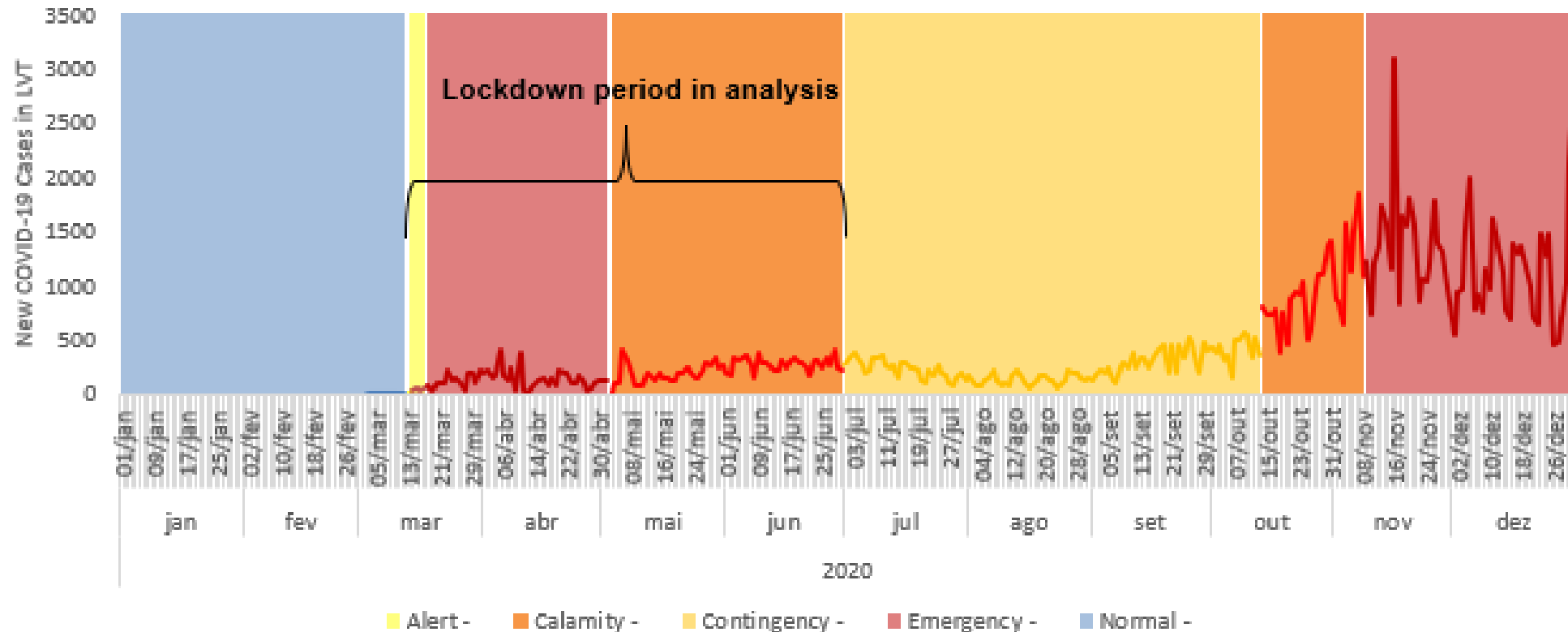
A DECREASING TREND OVER TIME

AVERAGE NO₂ CONCENTRATION
($\mu\text{g}/\text{m}^3$)



Temporal Scope of COVID-19 Restrictions under analysis

Alexandre Juma Thesis



National Emergency State (18-03-2020 to 02-05-2020)

A general mandatory confinement was implemented to curb the spread of the disease and therefore an unprecedented reduction of anthropogenic activities responsible for the emission of several air pollutants

Calamity Situation (02-05-2020 to 01-07-2020)

A gradual lockdown easing plan was executed for Lisbon Metropolitan Area which gradually resumed some of the anthropogenic activities responsible for the emission of several air pollutants

COVID-19 Restrictions NO2 Air Pollutant Impact Analysis

First National Emergency State and Calamity State

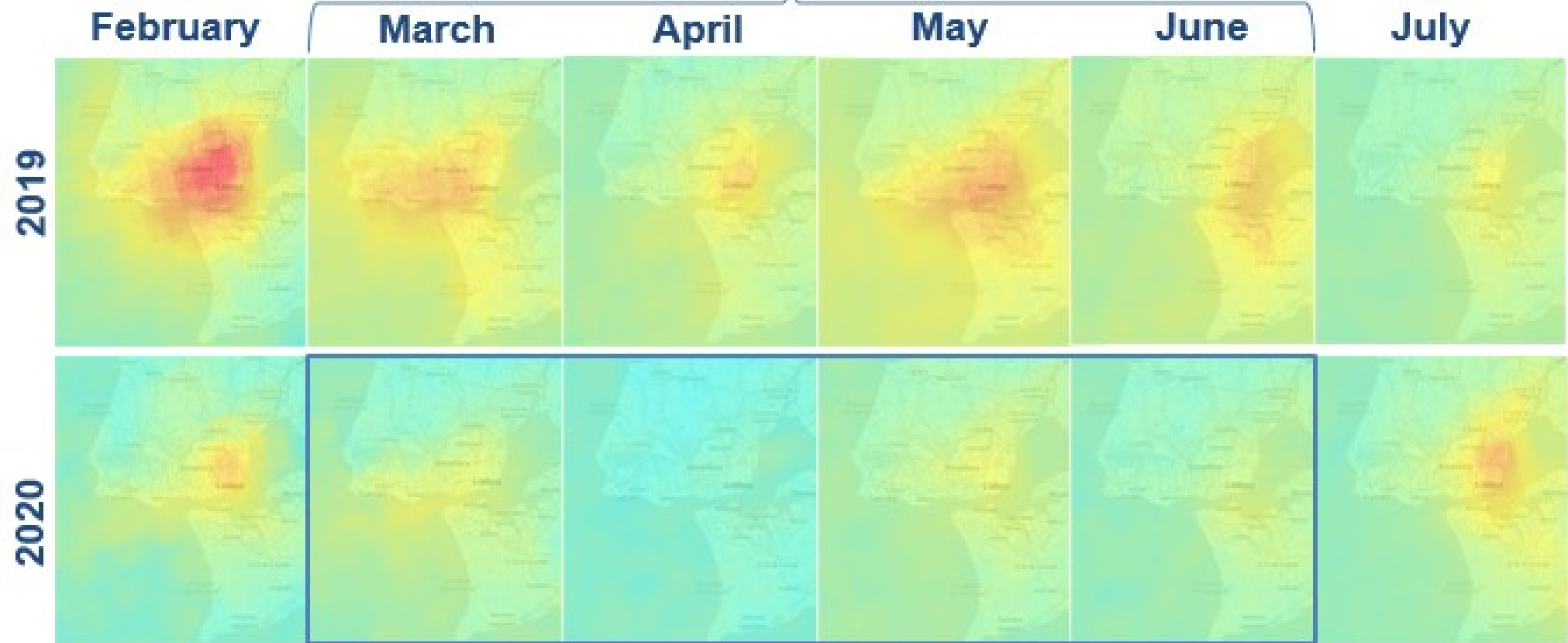


Fig 1. Monthly Average of Total NO2 vertical column ($\mu\text{mol}/\text{m}^2$) measured by the TROPOMI instrument onboard Sentinel-P5 satellite



Why NO2 gas? It's a short lifecycle air pollutant mostly related to road transport in urban settings, for example 72% in Lisbon (CCDR-LVT, 2014)

Total NO2 vertical column ($\mu\text{mol}/\text{m}^2$)



Data Sources: European Space Agency
(Via Google Earth Engine)



Metodologia

Identificação da Vida Noturna com Sensores de Ruído

A investigação emprega o algoritmo MiniSom para agrupar padrões de movimento observados em dados de sensores de ruído. O objetivo é identificar e delimitar zonas com intensa atividade noturna.

Clusters Correspondentes às Zonas da Noite

Visualização e análise dos clusters identificados

	00:00 - 06:00	06:00 - 12:00	12:00 - 18:00	18:00 - 00:00
Segunda-feira	Baixa	Média	Média	Alta
Terça-feira	Baixa	Média	Média	Alta
Quarta-feira	Baixa	Baixa	Média	Alta
Quinta-feira	Baixa	Média	Alta	Muito Alta
Sexta-feira	Média	Alta	Muito Alta	Muito Alta
Sábado	Alta	Muito Alta	Muito Alta	Muito Alta
Domingo	Alta	Média	Alta	Média

Identifica os picos de atividade noturna por dia e horário.

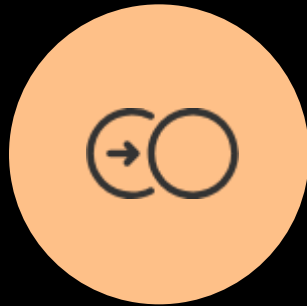
Zonas Identificadas nos Clusters: Alfama

Detalhando Padrões de Movimento por Período



Identificação das Zonas

Delimitação das áreas de Alfama definidas pelos clusters.



Análise de Movimento

Exploração dos padrões de movimento dentro de cada zona identificada.



Variações Temporais

Detalhamento de como os padrões de movimento se alteram ao longo do tempo, considerando diferentes períodos.

Zonas Identificadas nos Clusters: Bairro Alto

Padrões de Movimento Detalhados por Período



Cluster 1: [Nome/Descrição da Zona 1]

Manhã: [Descrição], Tarde:
[Descrição], Noite: [Descrição]



Cluster 2: [Nome/Descrição da Zona 2]

Manhã: [Descrição], Tarde:
[Descrição], Noite: [Descrição]



Cluster 3: [Nome/Descrição da Zona 3]

Manhã: [Descrição], Tarde:
[Descrição], Noite: [Descrição]

Obs: Os nomes e descrições específicas das zonas e seus padrões de movimento devem ser preenchidos com base nos dados dos clusters.

O Papel da Análise Preditiva

Análise Preditiva do Comportamento Humano para Cidades Mais Habitáveis

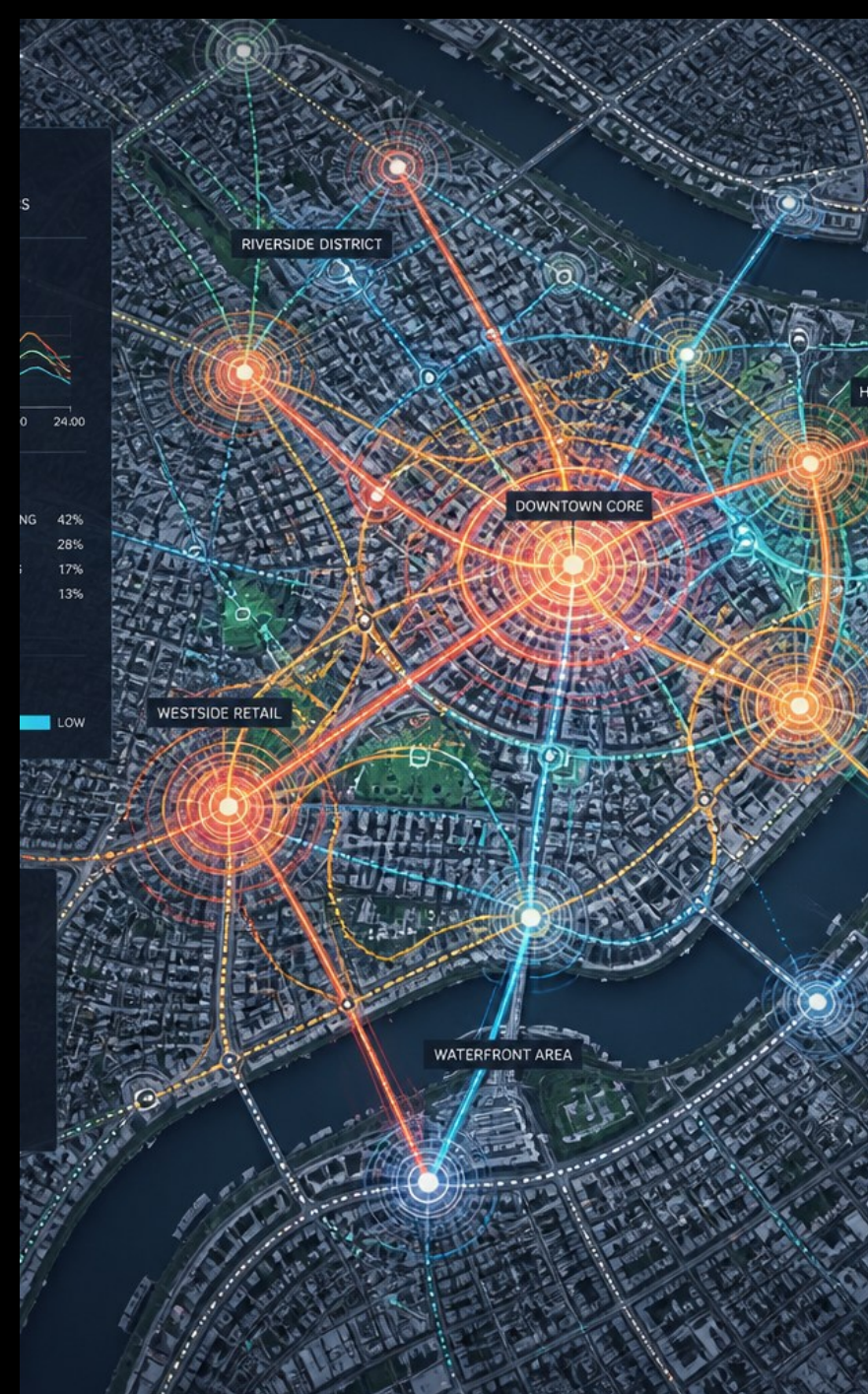
Utilizar dados de dispositivos móveis para antecipar padrões de comportamento humano em ambientes urbanos.

Objetivo

Criar cidades mais sustentáveis, eficientes e agradáveis para se viver.

Benefícios

- Otimização do planejamento urbano e de transporte.
- Melhoria da alocação de recursos e serviços públicos.
- Aumento da segurança e da qualidade de vida dos cidadãos.
- Fomento à sustentabilidade ambiental.



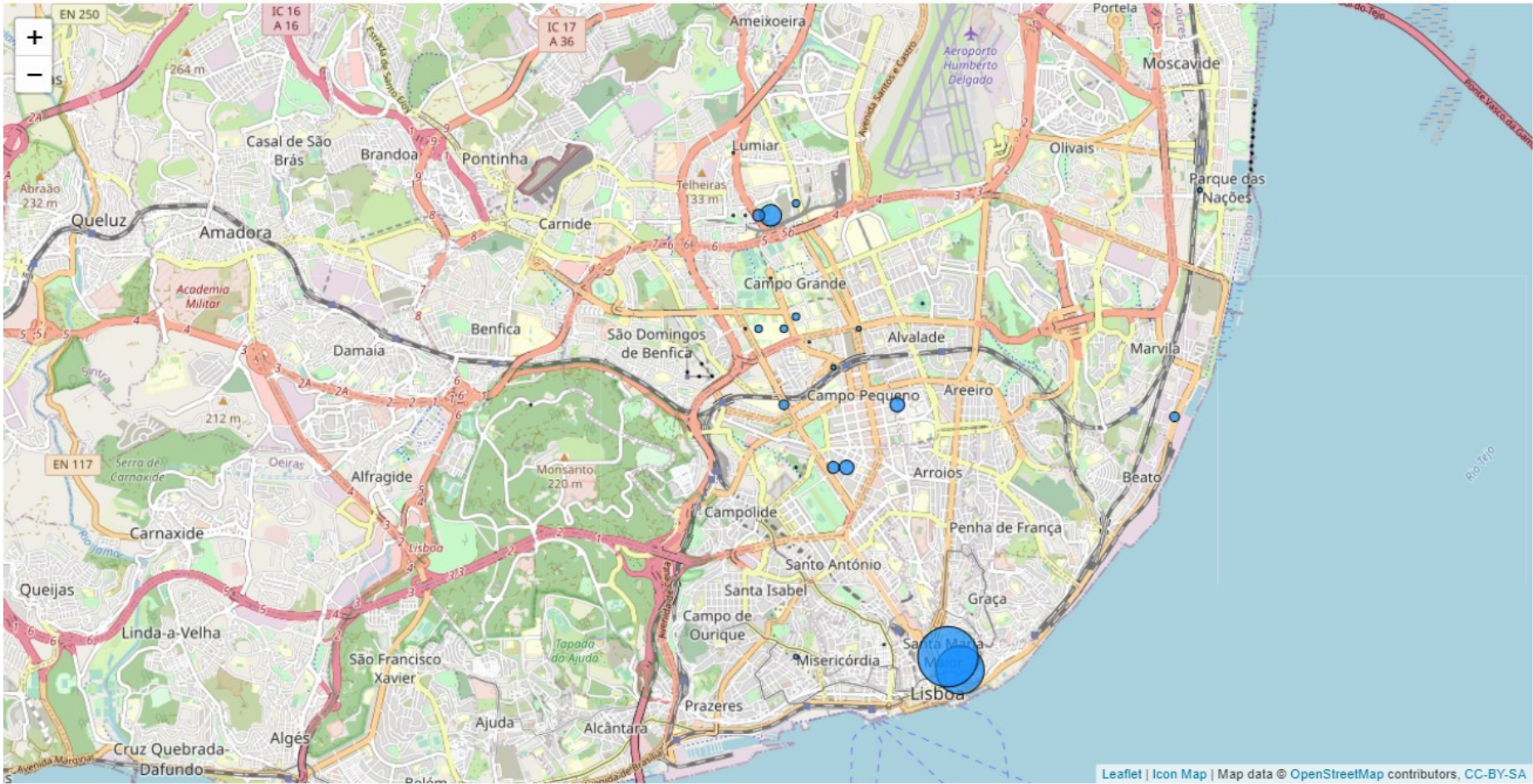
Lisbon Municipality – Vodafone Data

How Tourists moved

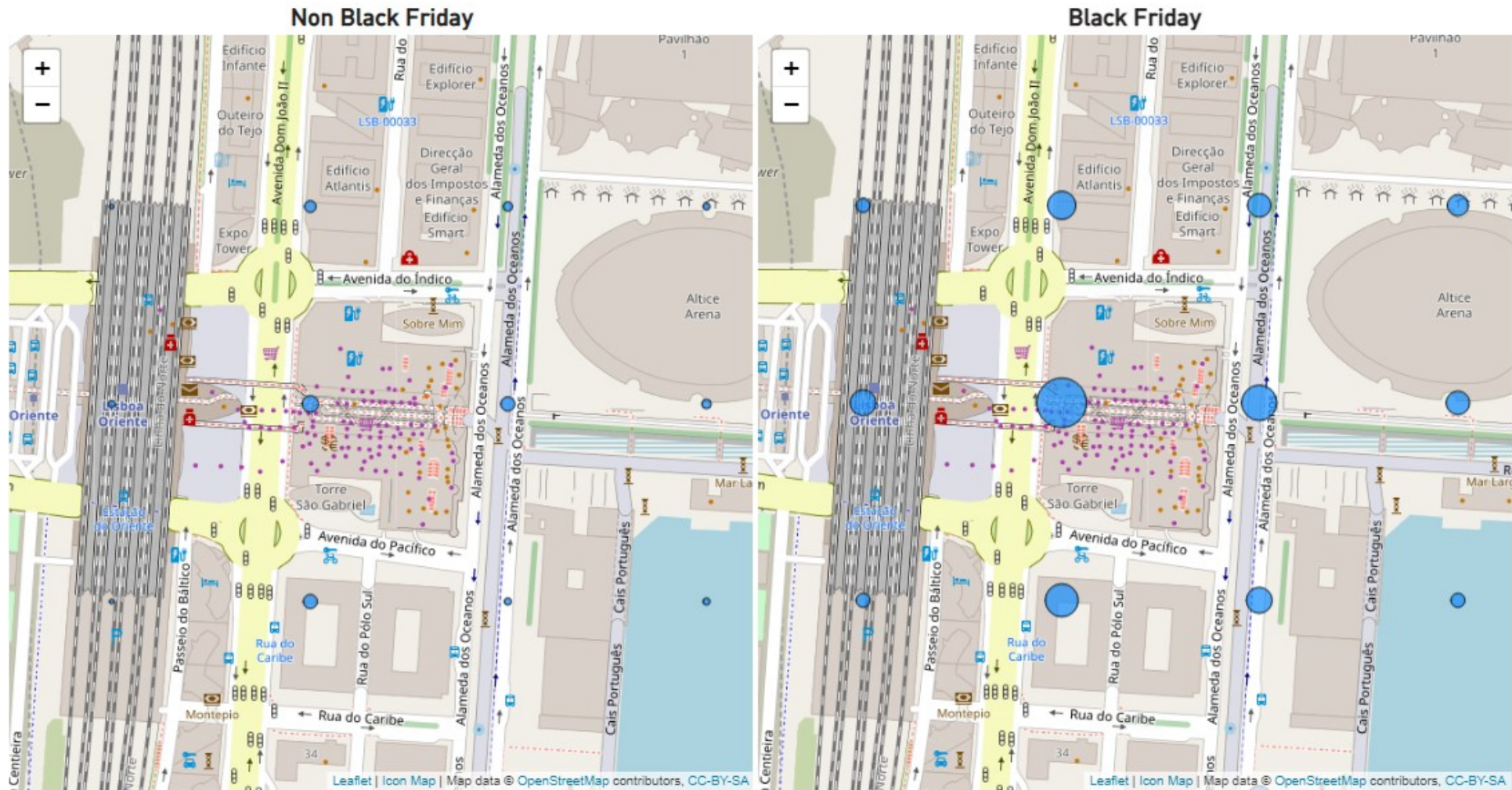


Sporting vs Besiktas - 3/11/2021

Sporting vs Besiktas - 3/11/2021



Lisbon Municipality – Vodafone Data





Previsão de Movimento de Pessoas com Redes Neurais (LSTM)

- Aplicação de Long Short-Term Memory (LSTM):

- Utilização de redes neurais recorrentes para modelar sequências temporais complexas.
- Ideal para capturar dependências de longo prazo nos padrões de movimento humano.

- Previsão de Movimento:

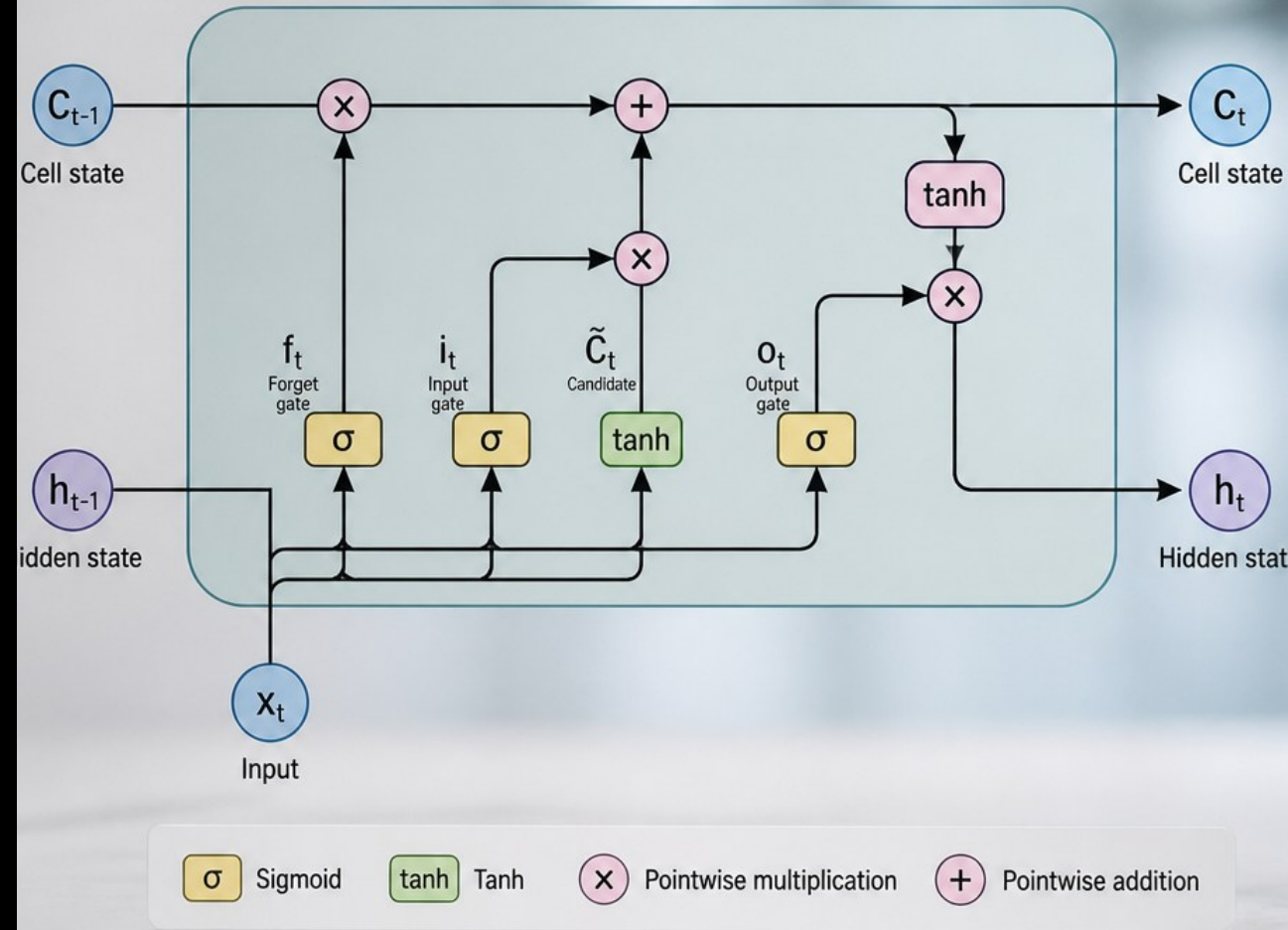
- Treinamento de modelos LSTM com dados históricos de movimento.
- Geração de previsões de alta precisão para trajetórias e localizações futuras.

- Validação e Comparação:

- Comparação objetiva das previsões geradas com os resultados de movimento reais.
- Avaliação da acurácia e eficácia do modelo LSTM aplicado.

LSTM

LONG SHORT-TERM MEMORY

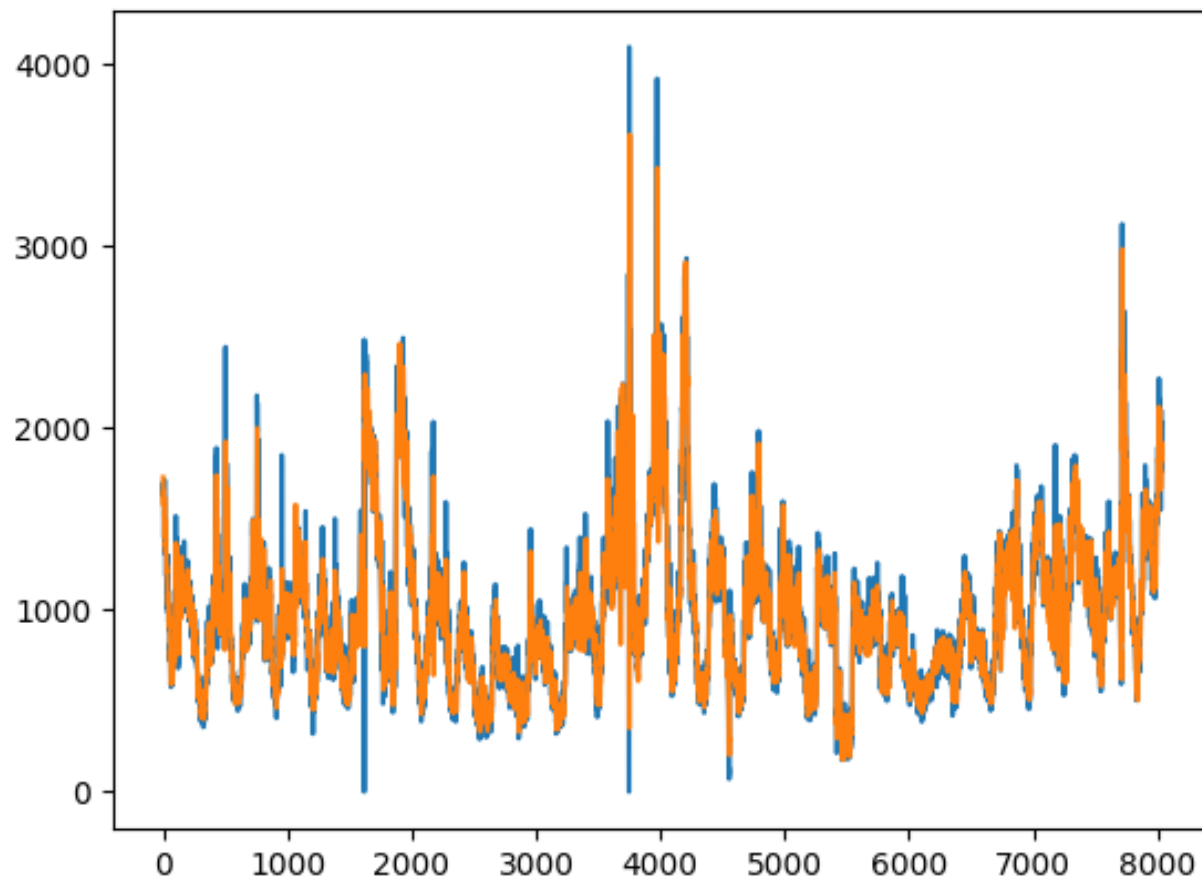




People Movements Prediction based on a NN - LSTM

- Long Short Term Memory
- Uses the last 20 minutes to make predictions
- Very positive results
- Orange: Neural Net Predictions
- Blue: Real Results

Perfect match....peaks predicted with 100% accuracy





Limitations

Data sets provided have a spatial component and a temporal component.

LSTM addresses only the temporal component

Each zone is analyzed individually

We tried to introduce the spatial component

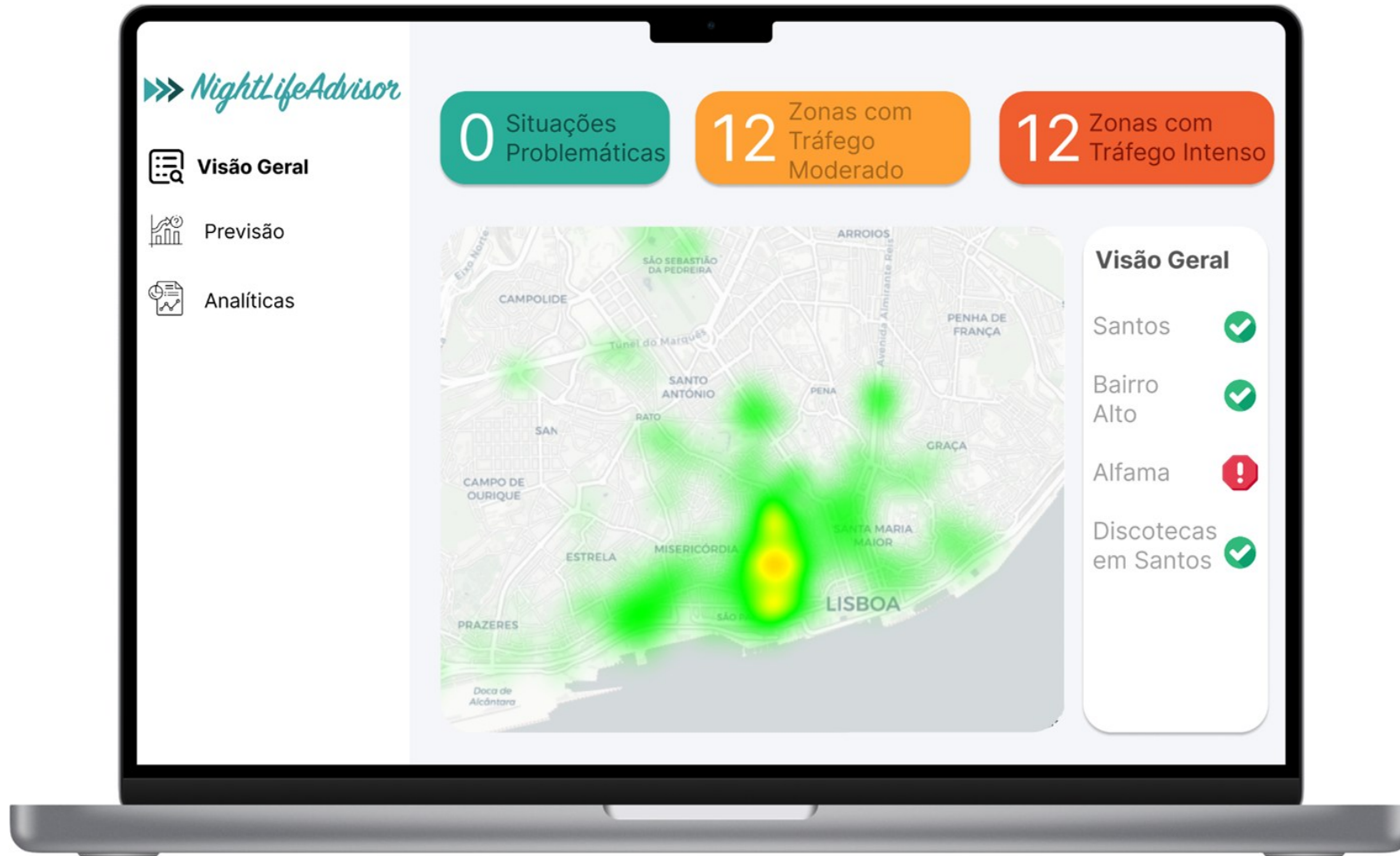
- In each zone we added the values of the neighboring zones

Problem: overfitting

There are research works in this area that have obtained promising results. In the future, the combination of these two components can greatly increase the performance of these networks.

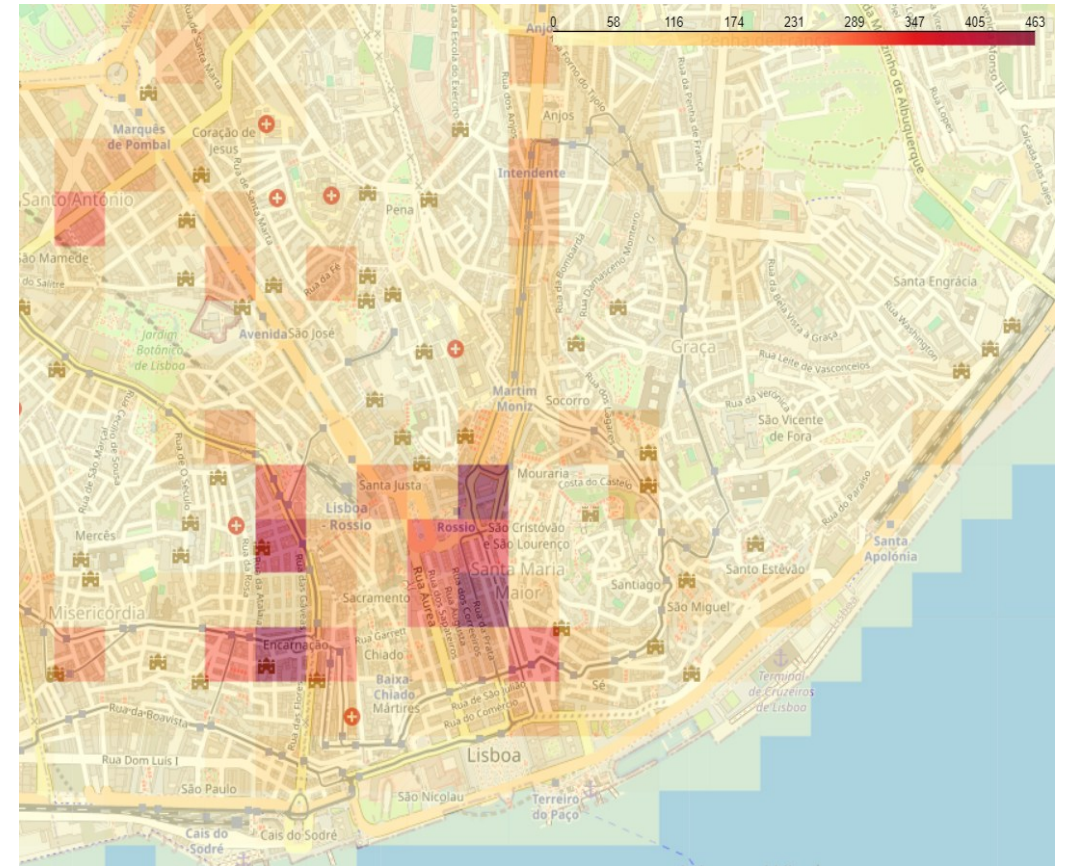
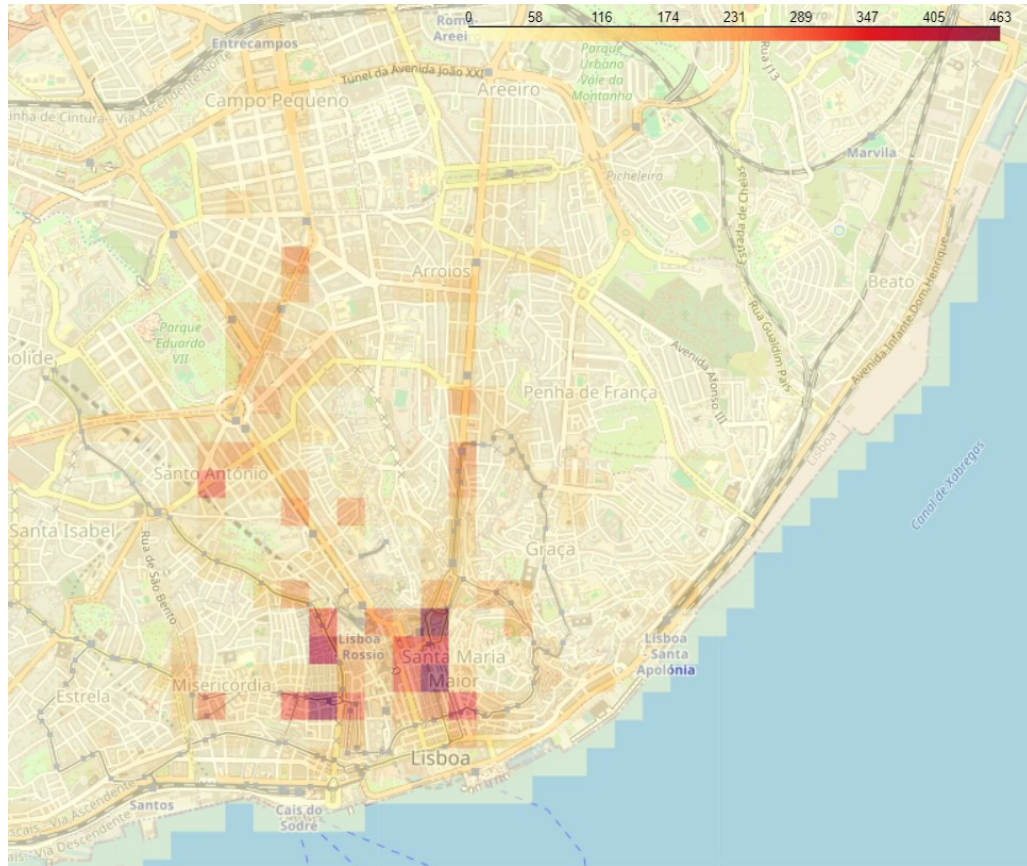


Dashboard



Map of tourist overnight stays in Lisbon for local Municipality

Taking into account information from tourists' mobile devices, a system was developed to determine the most frequented sleeping areas by tourists visiting Lisbon, understand their movements and create reports for the municipality of Lisbon



Heatmap: https://tiagonuneslx.github.io/lisbon-turist-sleeping-areas-for-decision-making/dist/sleeping_cells_heatmap.html

Real Time Prediction with Neural Networks

Used by Lisbon Municipality to predict night live concentration of people

- https://iscte-iul365-my.sharepoint.com/:v:/g/personal/jcafa_iscte-iul_pt/EZtlklrirIhPkLqjapqWweYBdB3pY6zXmKBwGg-iguJwug?e=Q1neb8

Limitações e Desafios na Análise Espacial e Temporal

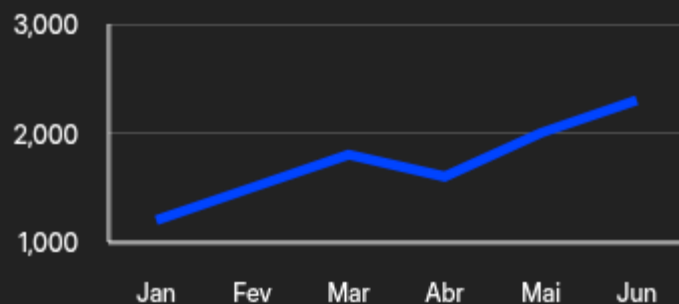


- **Limitações na Análise de Dados Espaciais e Temporais**
Inclui autocorrelação espacial, efeitos de escala (MAUP), qualidade de dados, complexidade de relações e não-estacionariedade temporal.
- **Desafios na Incorporação em Modelos Preditivos**
Dificuldades na seleção de modelos, captura de dependências espaciais, custo computacional, interpretação e generalização de modelos com componentes espaciais e temporais.

Dashboard de Visualização e Análise

Apresentação de dashboards interativos para visualização de dados e suporte à tomada de decisão.

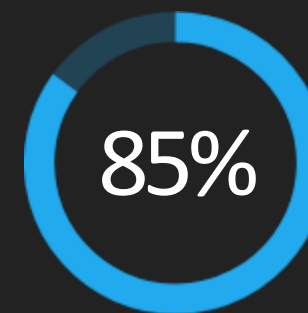
Tendência de Vendas



Receita Total

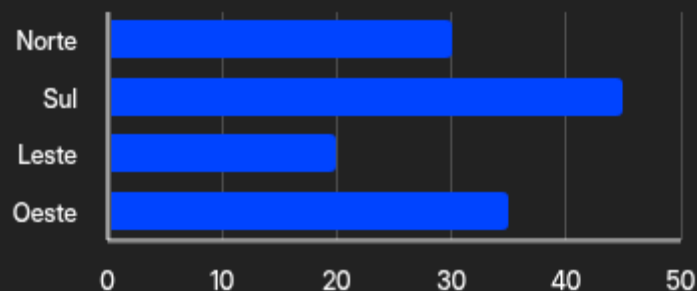
\$5.5M

Satisfação do Cliente



Decisões baseadas em dados em tempo real.

Distribuição Geográfica



Novos Usuários

+15%

no último mês

Sistema desenvolvido para:

Mapa de Estadias Turísticas Noturnas em Lisboa

- Determinar as áreas de maior permanência de turistas.
- Entender seus movimentos pela cidade.
- Gerar relatórios estratégicos para o município.

LISBON

GH T TOURIST ACTIVITY MAP

Discover Lisbon after dark. These areas are known for high tourist activity at night, with vibrant nightlife, bars, restaurants, and attractions.

TOURIST ACTIVITY

- Very High
- High
- Moderate
- Lower

- Top Attractions
- Metro Stations



TIPS

Public transport operates until around 1am (weekdays) and 2am (weekends).
Be aware of pickpockets in crowded areas.

Previsão em Tempo Real com Redes Neurais

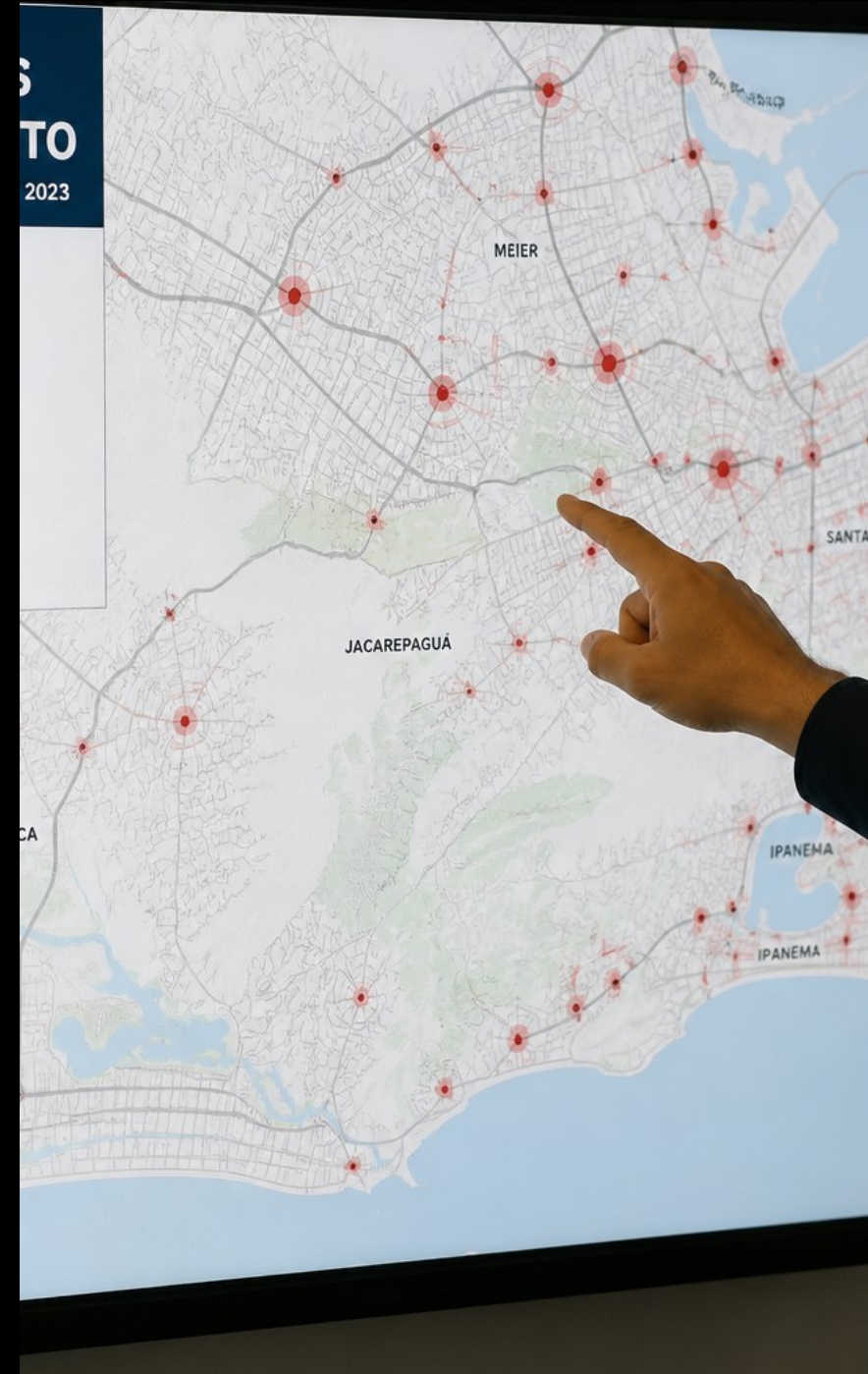
Aplicado pelo Município de Lisboa para gestão da vida noturna, prevendo a concentração de pessoas.



Projetos Concluídos pelo Município de Lisboa

Resumo dos projetos de dados concluídos em colaboração com o Município de Lisboa, abrangendo diferentes períodos e publicações resultantes.



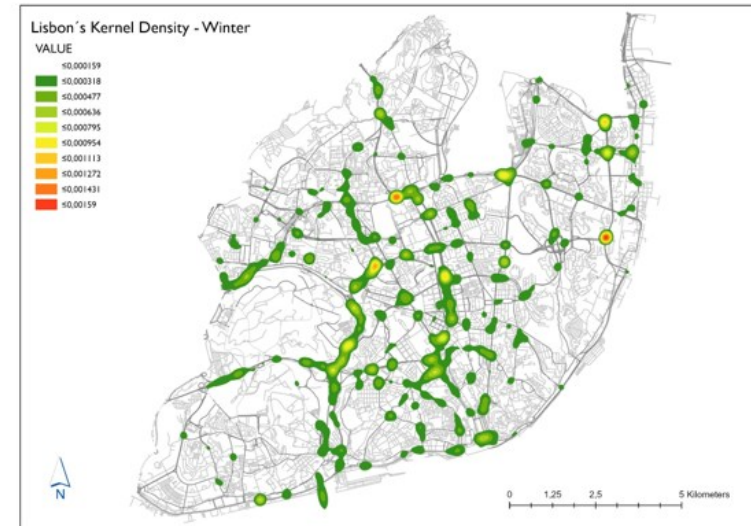
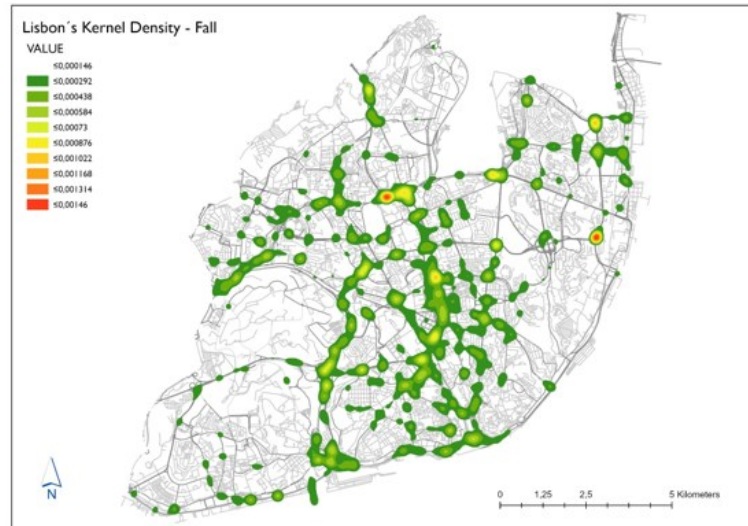
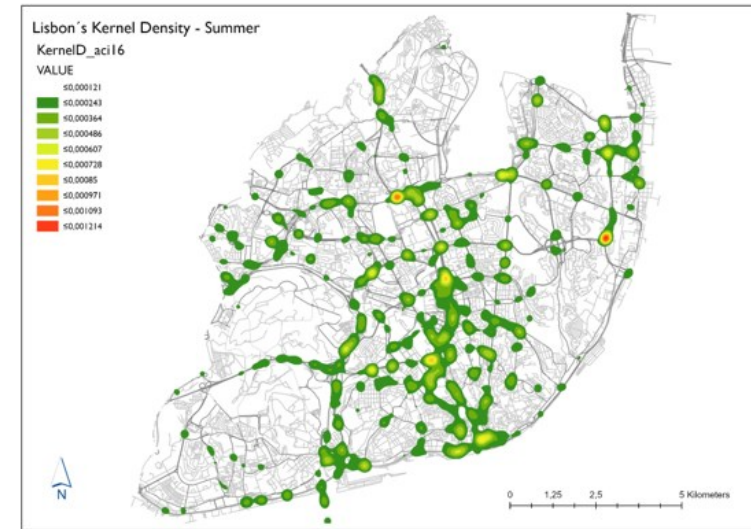
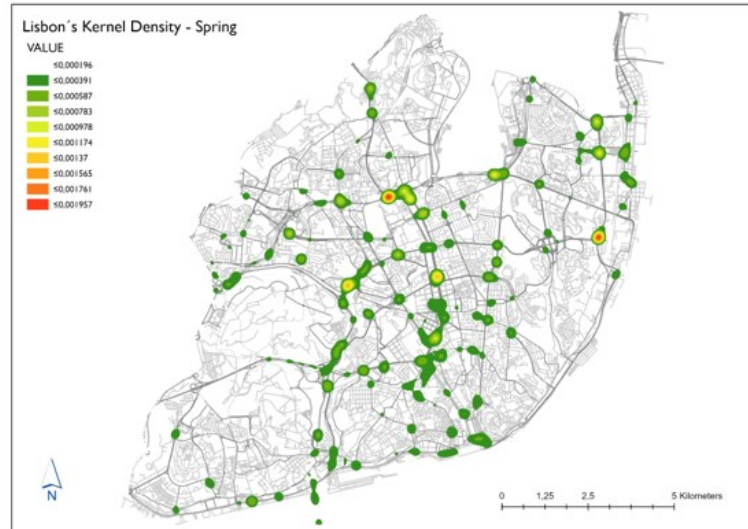


Análise de Dados

Análise de Dados de Tráfego e Acidentes

Análise de dados de acidentes de trânsito na cidade utilizando técnicas de Data Analytics.

Data analytics over city data



Integração de Dados de Mobilidade: Data Warehouse

Criação de um Data Warehouse para integração e análise de dados de mobilidade urbana.

Objetivo:

- Centralizar e unificar dados de diversas fontes de mobilidade urbana (transporte público, aplicativos, sensores, etc.).

Funcionalidade:

- Permitir a análise integrada e histórica de padrões de mobilidade, tráfego e uso de serviços.

Benefícios:

- Apoiar a tomada de decisão para planejamento urbano, otimização de rotas, previsão de demanda e melhoria da eficiência dos sistemas de transporte.

Dataset de Bombeiros: Análise de Ocorrências e Edifícios



Análise Espacial de Ocorrências

Mapeamento e identificação de padrões geográficos de desabamentos, inundações e incêndios. Identificação de áreas de alta incidência e fatores espaciais correlacionados.



Caracterização de Edifícios

Avaliação da idade média do parque edificado. Análise do nível de degradação e sua relação com a ocorrência de incidentes. Insights para prevenção e intervenção baseados nas condições estruturais.



Utilização de Bicicletas

Análise de Dados de Bicicletas

Visualização de dados de utilização de bicicletas em Lisboa.

- Inclui heatmaps de viagens.
- Mapas de origem-destino (O-D).

Problems being addresses by the team

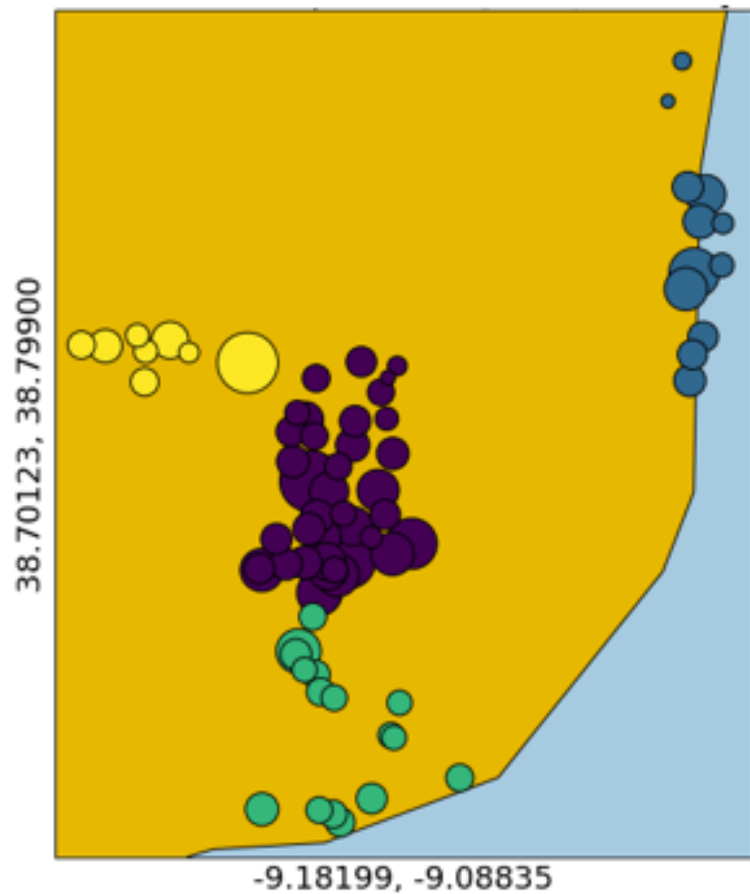
CMLX problems

City of Lisbon

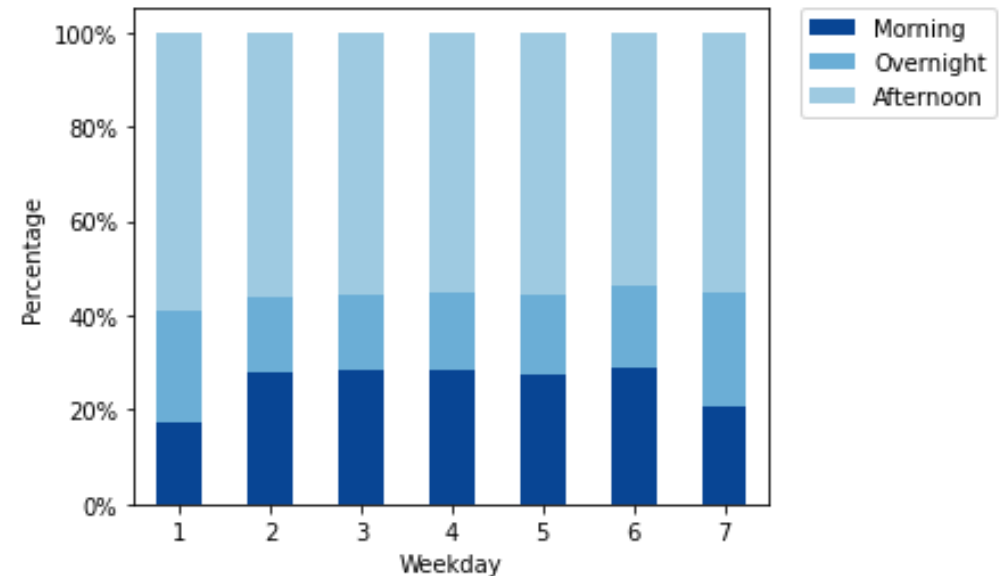
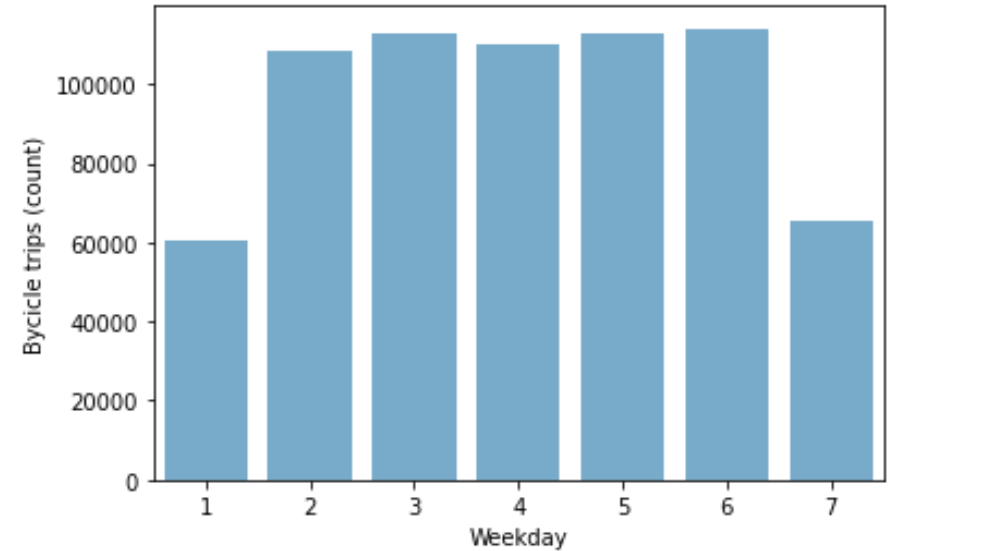
1. **Bike-sharing** spatiotemporal **patterns** and **network expansion** over time
 2. **Bike-sharing** travel behavior in the **last mile**, in the context of **intermodal** trips
 3. **Resilience** of bike-sharing to **pandemics**
 4. Carbon **emission reduction** and air quality
 5. **Traffic jam** analysis
 6. **Traffic accidents** analysis
- Other
7. Prediction of EV **battery autonomy**



Results1: Bike-sharing spatiotemporal patterns in Lisbon



4 clusters Jan-Oct 2018

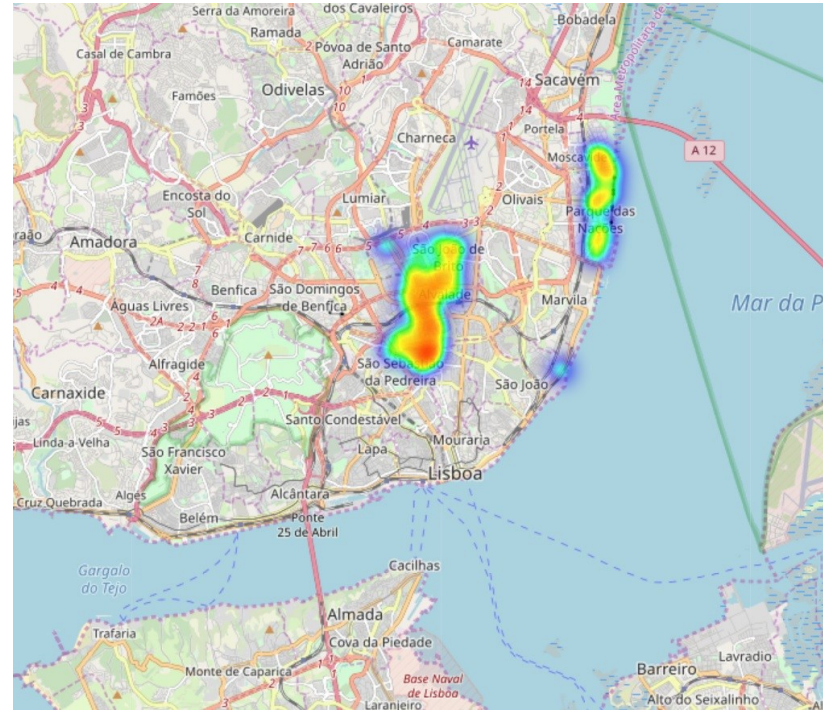


Bike-sharing adoption evolution in Lisbon

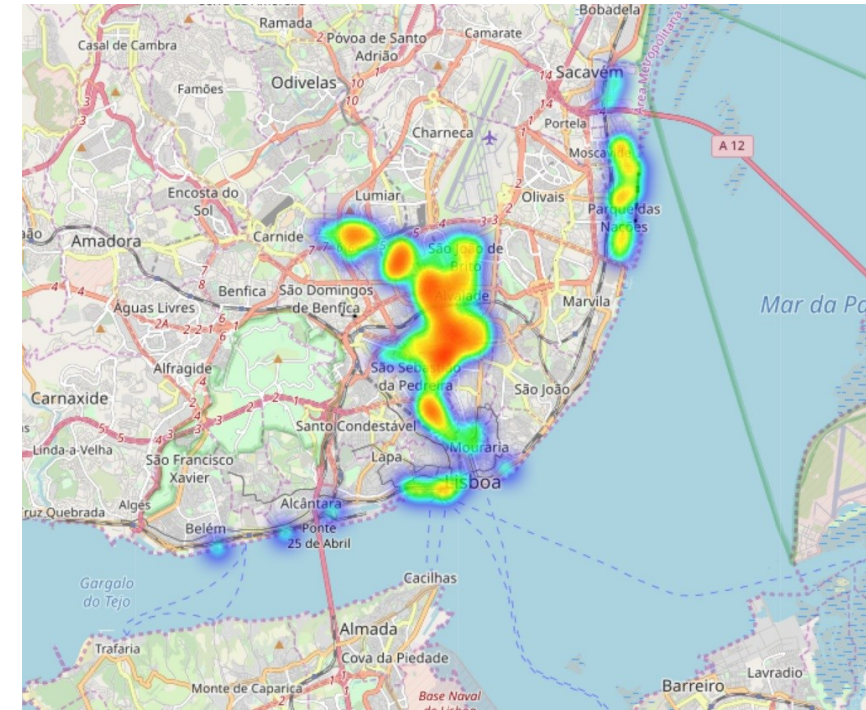
Nov 2017

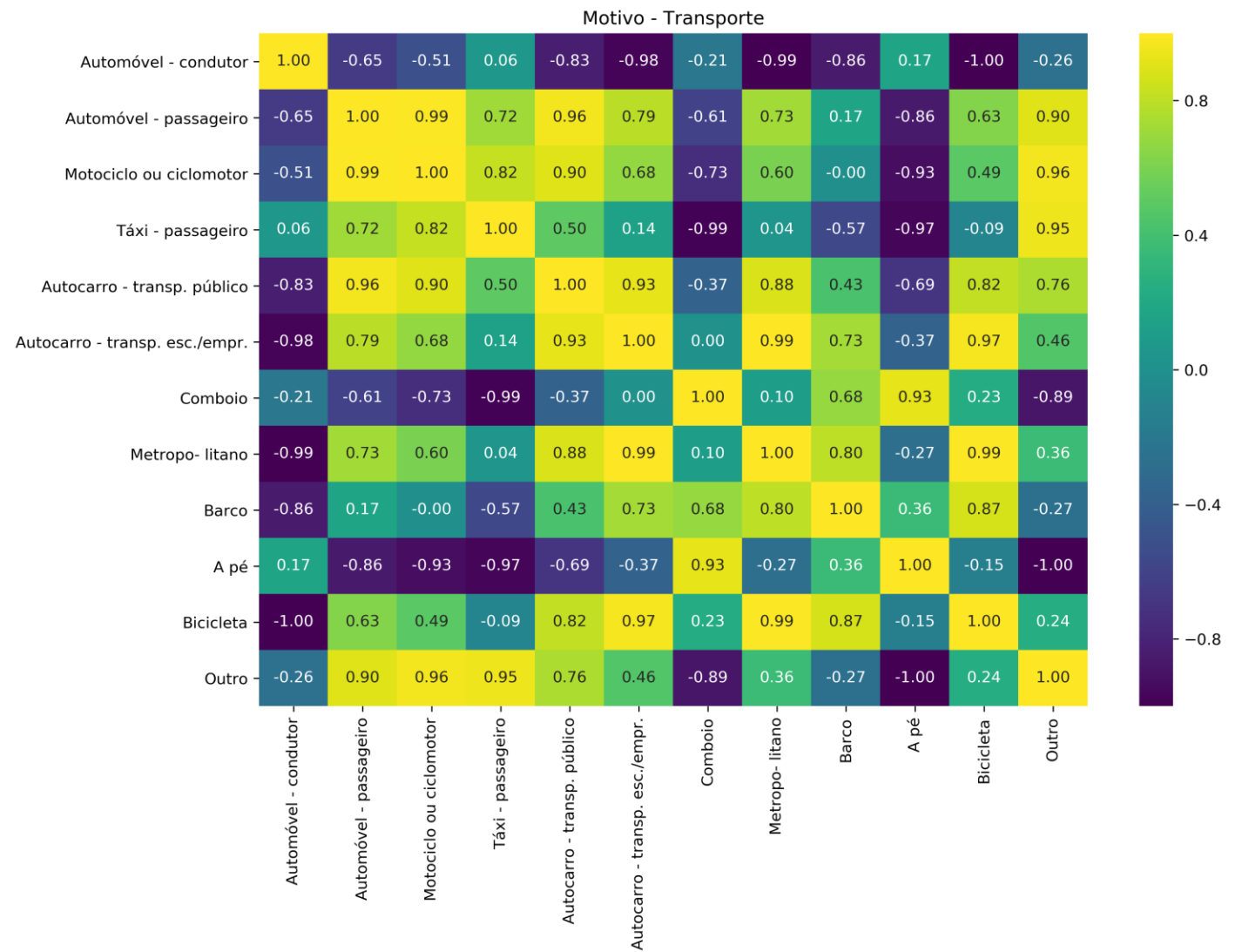
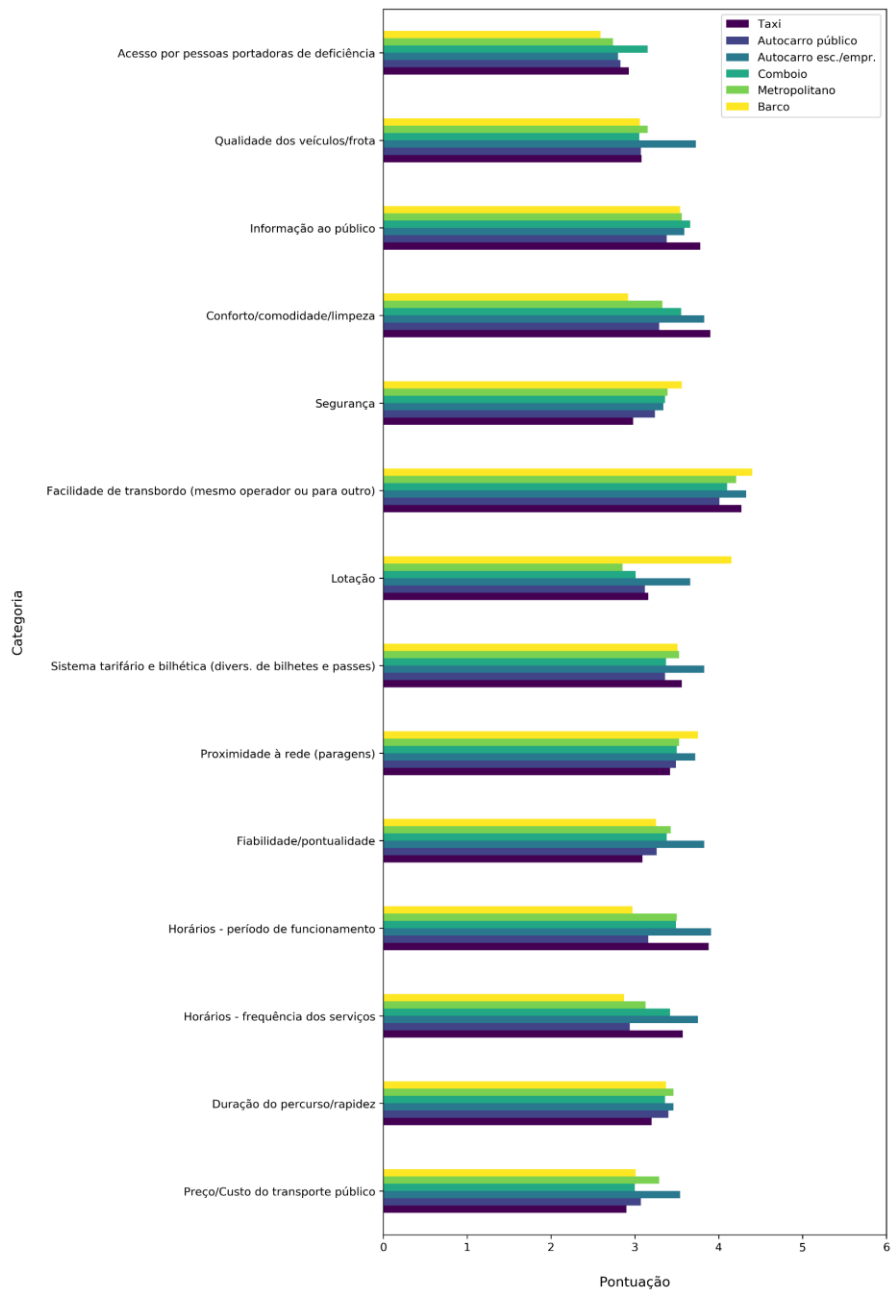


Jan 2018



Oct 2018





Escopo Temporal das Restrições da COVID-19

Esta análise foca no escopo temporal das restrições impostas durante a pandemia de COVID-19, com ênfase em como essas medidas são examinadas em teses de mestrado.

Fases Comuns de Restrições e Análise:

- Fase de Contenção Inicial (Início de 2020 - Meados de 2020): Implementação de lockdowns rigorosos, restrições de viagem e distanciamento social. Teses frequentemente analisam a rapidez da resposta, a eficácia inicial e os impactos socioeconômicos imediatos.
- Fase de Adaptação e Reabertura Gradual (Meados de 2020 - 2021): Levantamento parcial de restrições, uso de máscaras, e novas diretrizes para atividades econômicas e sociais. Estudos podem focar na sustentabilidade das medidas, na análise de dados de contágio versus liberdade econômica, e nas respostas comportamentais.
- Fase de Ondas Recorrentes e Medidas Estratégicas (2021 - Presente): Surgimento de novas variantes, campanhas de vacinação e reintrodução de restrições localizadas ou temporárias. Pesquisas exploram a eficácia de vacinas como alternativa às restrições, a fadiga da população com medidas de longo prazo, e a análise comparativa de diferentes estratégias de gestão da pandemia em diferentes jurisdições.

Foco em Teses de Mestrado:

- Investigação da duração e intermitência das restrições em setores específicos (ex: turismo, educação, saúde).
- Análise do impacto de diferentes cronogramas de restrições nas métricas de saúde pública e bem-estar social.
- Estudo comparativo de políticas de restrição temporal em diferentes países ou regiões.



Fontes de Dados Utilizadas

Visão geral das diversas fontes de dados empregadas nos projetos apresentados.

Análise de Waste Management com Data Analytics

Aplicação de análise de dados para definir a capacidade local e otimizar processos de coleta de lixo, com resultados de publicação em conferências.

- Definição de Capacidade Local: Utilização de dados históricos e preditivos para determinar a infraestrutura e os recursos necessários para o gerenciamento de resíduos em uma localidade específica.
- Otimização de Processos de Coleta: Emprego de algoritmos e análise de rotas para tornar a coleta de lixo mais eficiente, reduzindo custos e tempo.
- Publicação em Conferências: Apresentação dos resultados e metodologias de análise de dados em eventos acadêmicos e industriais, validando a pesquisa e disseminando o conhecimento.



Data Analytics Case Waste Management (Collaboration with Evox)



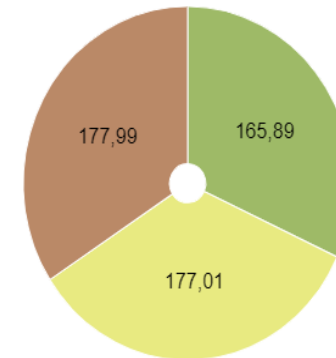
Research Performed at **Data Analytics**: Define local capacity for a pre-defined uniform collection process

Master Thesis @ISCTE - Andre Silva. Accepted for publication at INTSYS2019 in December 2019 Braga



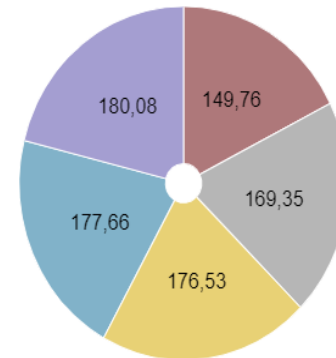
Precipitation Day

- Heavy rain
- Rainless
- Rain



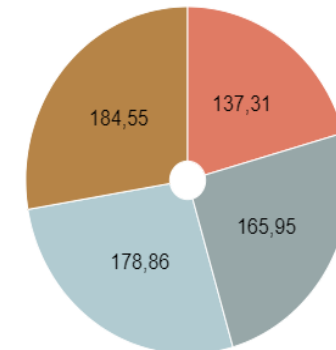
Temperature Day

- Very hot day
- Hot day
- Cold day
- Warm day
- Frosty day



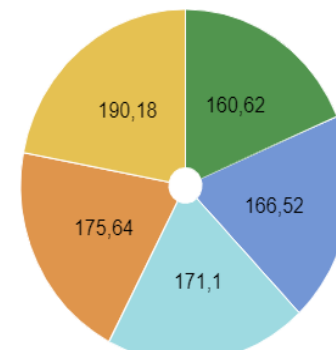
Season

- summer
- autumn
- winter
- spring



Text

- Holiday
- Sunday
- Saturday
- Normal
- Event day





Processo e Objetivo

Sistema de Detecção de Lixo Utilizando Imagens

- **Coleta de Imagens:** A equipe de coleta de lixo de Lisboa utiliza câmeras para capturar imagens detalhadas das áreas de coleta.
- **Análise com Visão Computacional:** As imagens coletadas são processadas por algoritmos de Visão Computacional.
- **Detecção por Redes Neurais:** Redes Neurais são empregadas para identificar e classificar o lixo presente nas imagens.

O sistema visa fornecer insights baseados em dados para otimizar a limpeza urbana e a gestão de resíduos na cidade.

Problemas Abordados pela Equipe CMLX



- **Padrões de bicicletas**
Análise e otimização dos padrões de ciclovias e infraestrutura para bicicletas na cidade.
- **Emissões**
Monitoramento e redução das emissões poluentes provenientes de veículos e outras fontes urbanas.
- **Tráfego**
Gerenciamento e melhoria do fluxo de tráfego para otimizar a mobilidade urbana.
- **Acidentes**
Investigação e implementação de medidas para reduzir a ocorrência de acidentes de trânsito.

Evolução da Adoção de Bicicletas em Lisboa

Análise da evolução e padrões de uso de bicicletas compartilhadas



A adoção de bicicletas compartilhadas em Lisboa tem demonstrado um crescimento contínuo, com potencial para expansão futura.

Ideias para Logística de Última Milha com E-Cargo Bikes

Otimização e Sustentabilidade com E-Cargo Bikes



- **Análise de Padrões de Entrega**
Identificar tendências de entrega, horários de pico e zonas de alta demanda para otimizar a alocação de recursos.
- **Roteamento Dinâmico em Tempo Real**
Implementar sistemas de navegação que se ajustam em tempo real com base em tráfego, condições climáticas e prioridades de entrega.
- **Eficiência Operacional e Sustentabilidade**
Redução de custos, menor tempo de entrega e maior sustentabilidade ambiental.

Propostas para otimização da logística de última milha utilizando e-cargo bikes.

Ideas for Topic 5: CL5-2021-D6-01-08

- Address **last mile of e-cargo bikes**
- **Collect data** from **operators** and **driver app**
- Analyse **spatiotemporal network patterns** with **machine learning**
- Perform **dynamic routing** of last mile deliveries based on **network optimization** and **congestion reduction**
- Looking to be a part of a **consortium** with:
- **3 cities** of different countries of **PIONEER**
- Considering inclusion of **Lisbon**
- Other partners



ork
ville

NCIES

nside

view

ngate

ew

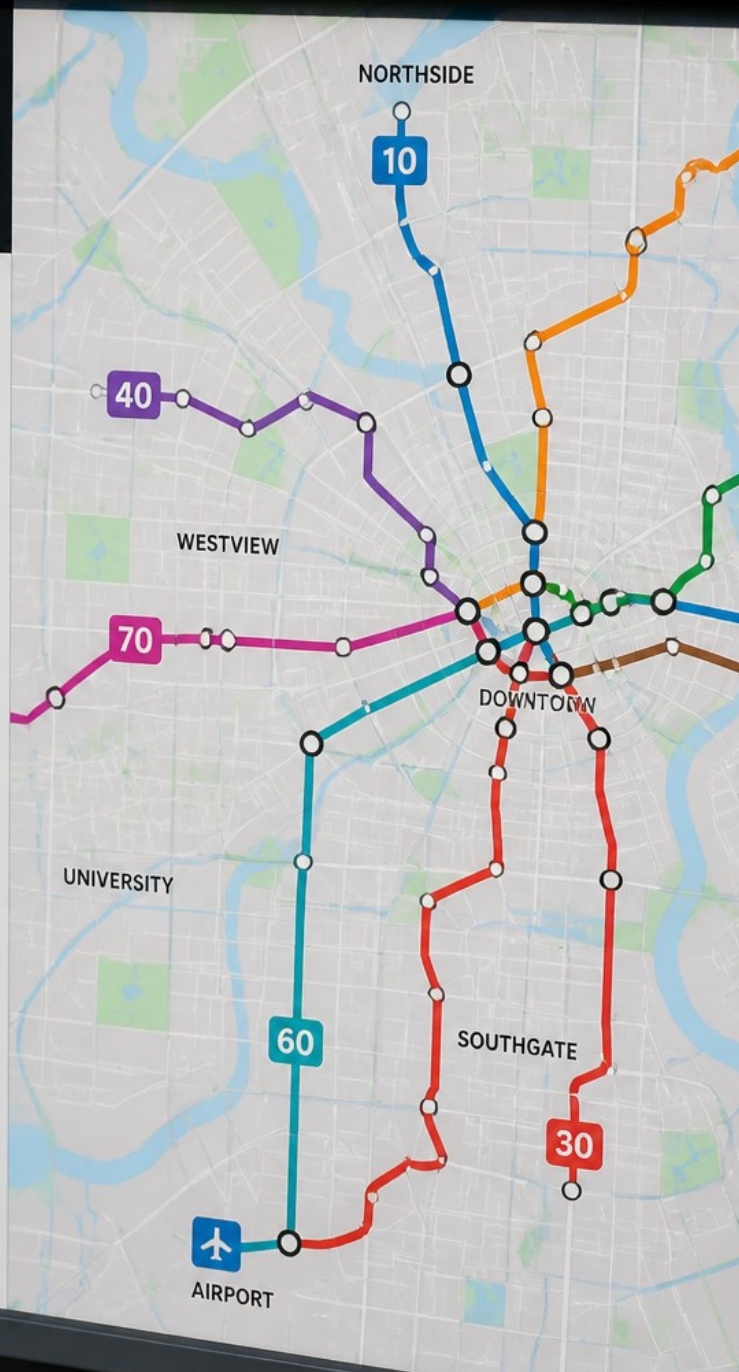
gate

wn

town

w

ces

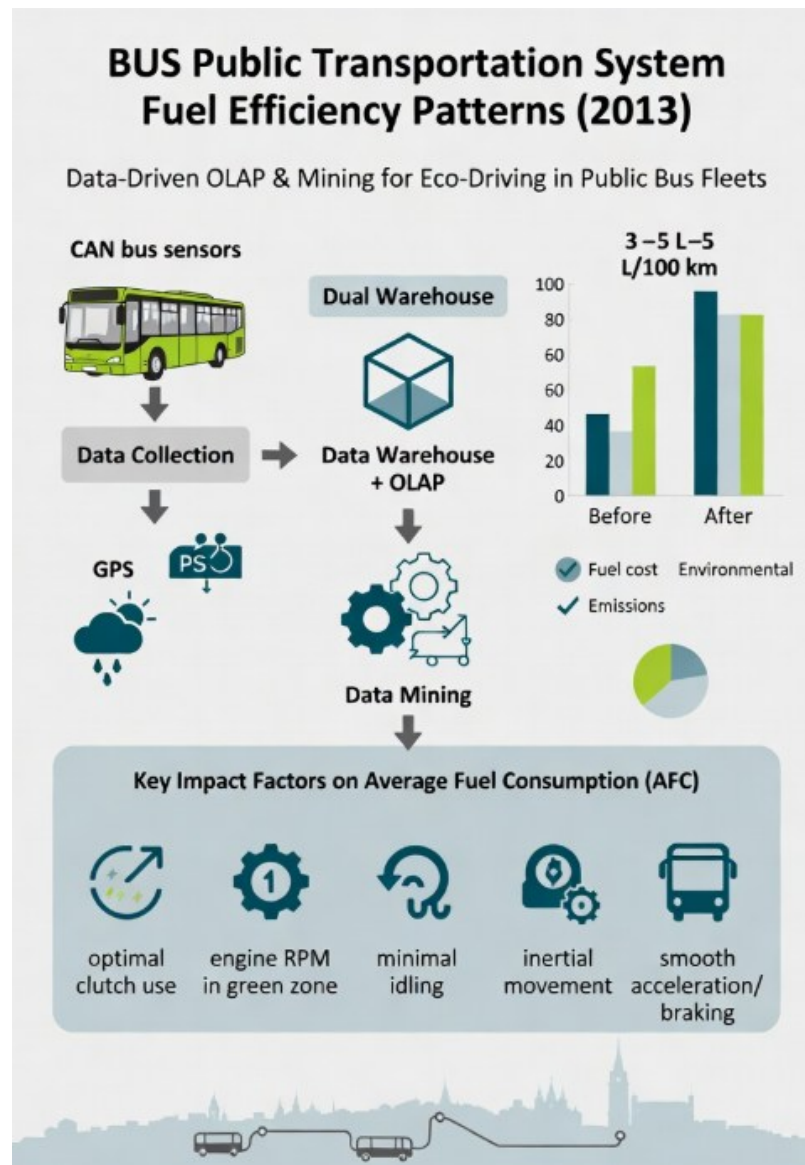


Análise

Frequência e Distribuição de Serviços de Autocarros da Carris

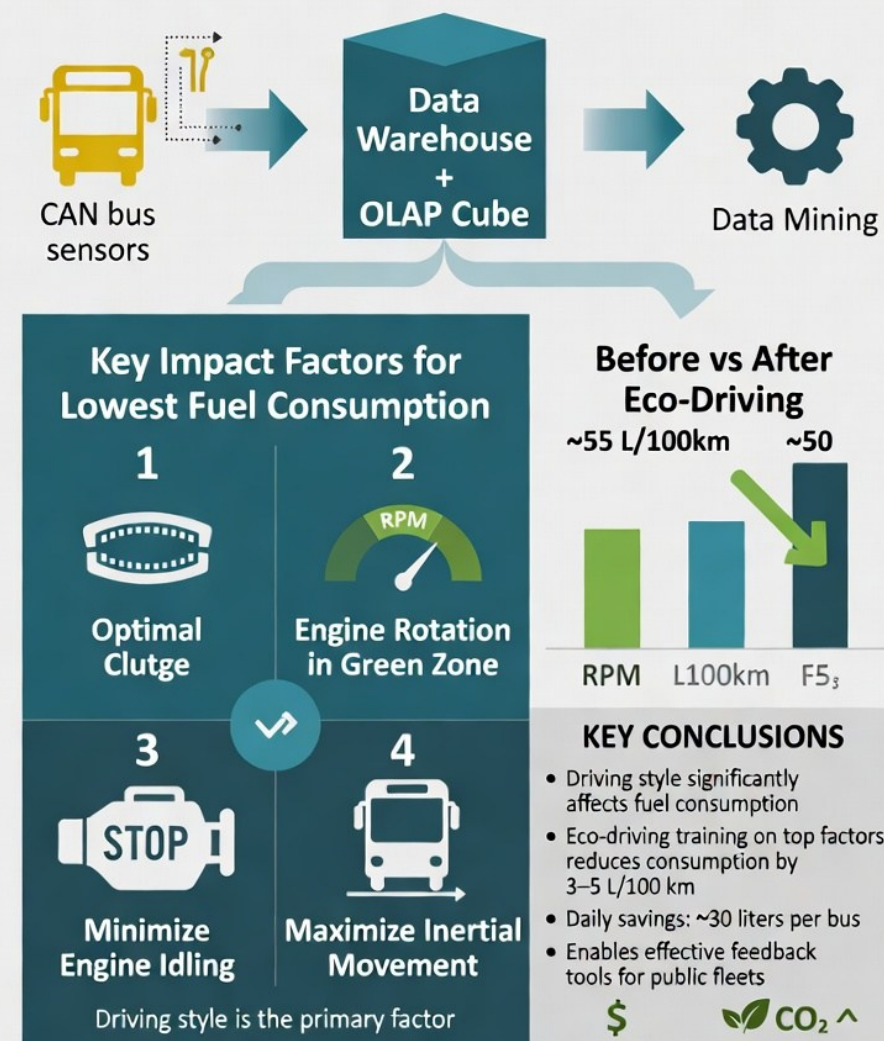
Análise dos dados de frequência e distribuição dos serviços de ônibus da Carris para otimizar a rede e melhorar a acessibilidade.

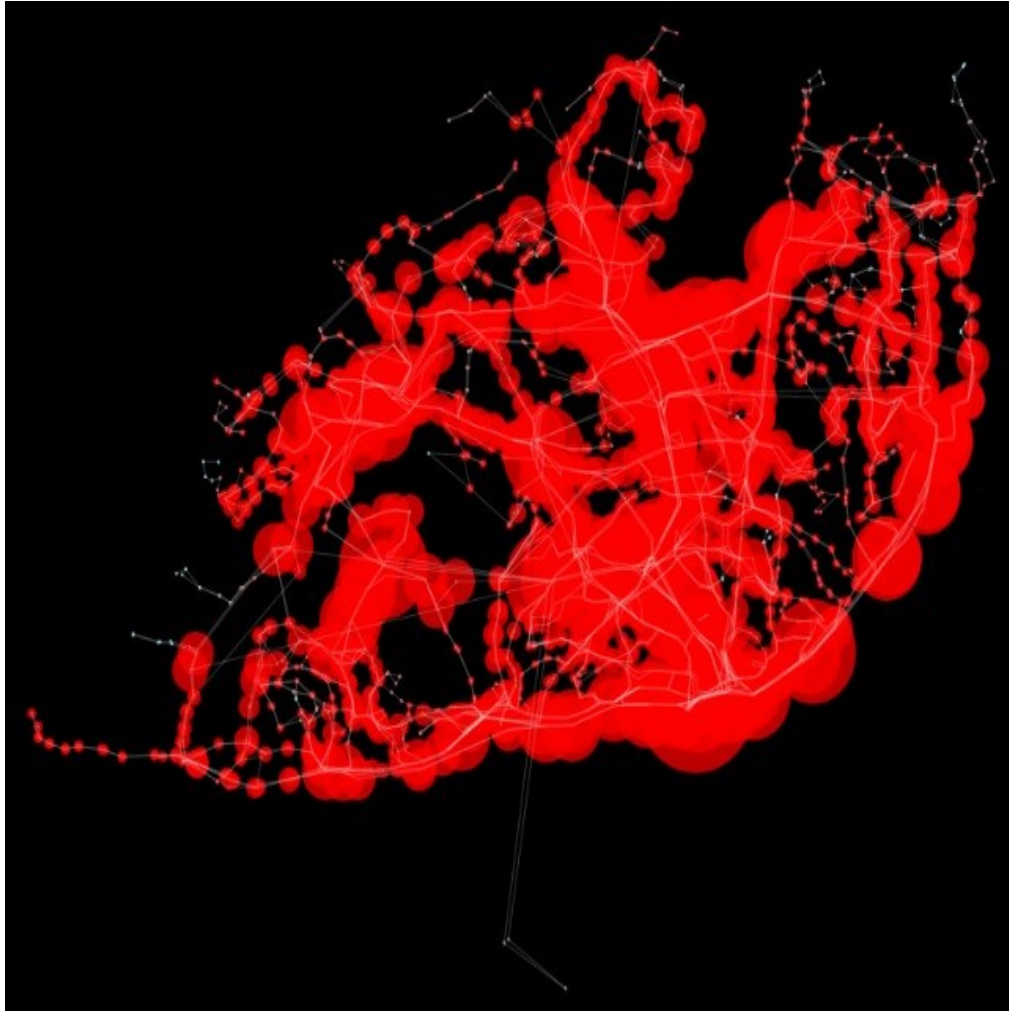
"The Impact of Driving Styles on Fuel Consumption: A Data-Warehouse-and-Data-Mining-Based Discovery Process" IEEE ACCESS 2023 with TECMIC



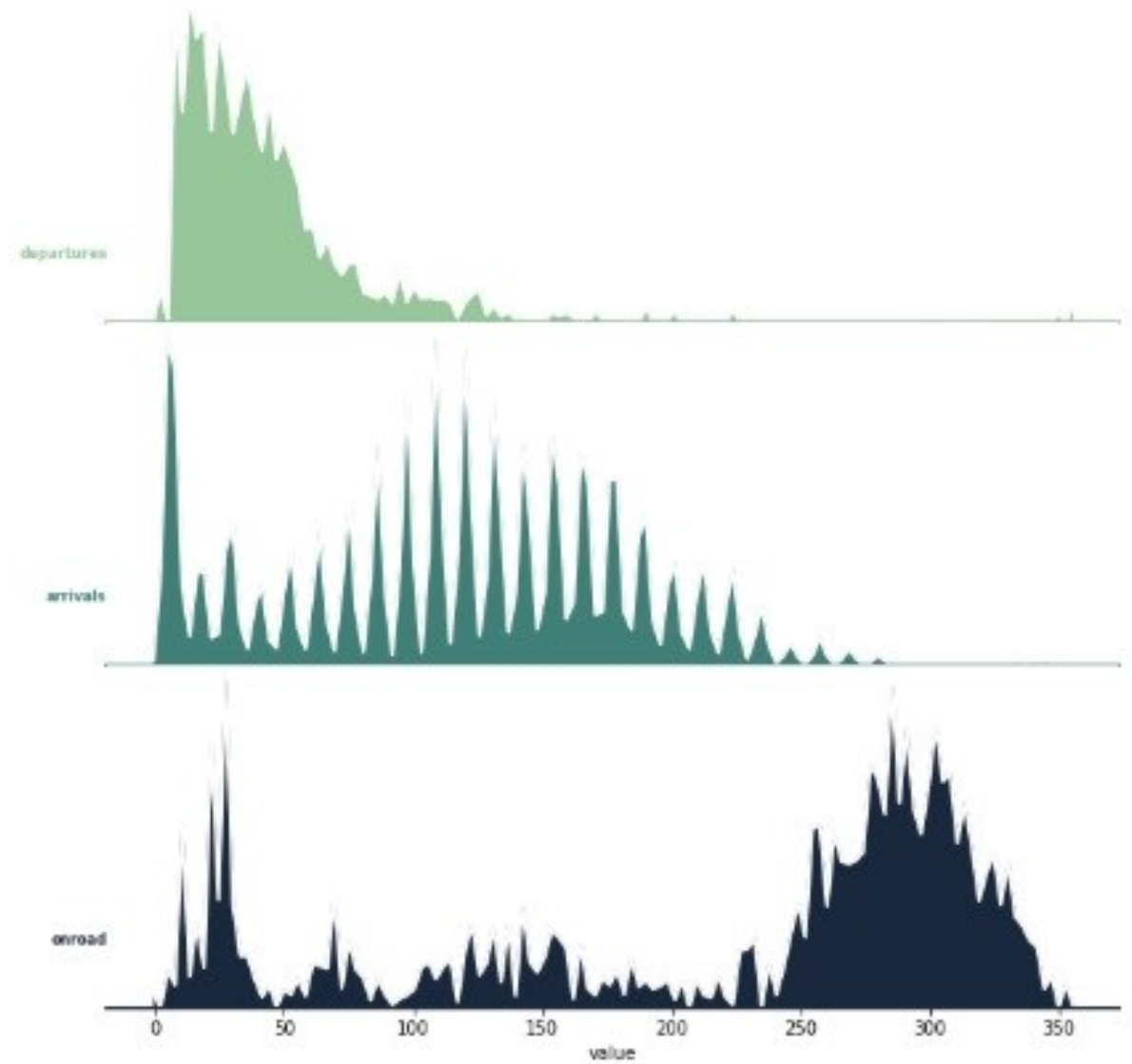
BUS Public Transportation System Fuel Efficiency Patterns (2013)

Almeida & Ferreira • Data-Driven OLAP & Mining for Eco-Driving





Carris-Bus Station Frequency



Carris-Bus Service Distribution



Proposta

Distribuição de Vacinas COVID-19 com Confiança

- **Desafio:** Garantir autenticidade, conformidade de temperatura e imparcialidade na distribuição em larga escala.
- **Solução Proposta:** Plataforma integrada com:
 - IoT: Sensores para monitorar temperatura e condições ambientais em tempo real.
 - Blockchain: Registro imutável e distribuído para: rastrear etapas da cadeia; registrar dados IoT de forma segura; garantir transparência e imparcialidade na alocação.

Benefícios: Aumento da confiança pública, redução de perdas, prevenção de fraudes e conformidade regulatória.

Implementação: Serviços Acadêmicos (ISCTE-IUL)



Programação de Sensores LoRa

Desenvolvimento e configuração de sensores LoRa para comunicação sem fio de longo alcance e baixo consumo de energia.



Calibração

Garantia da precisão e confiabilidade dos dados dos sensores através de processos rigorosos de calibração.



Monitoramento de Circuitos

Supervisão contínua do desempenho e integridade dos circuitos eletrónicos para assegurar a operação estável.

Projetos e Inovações

Internet das Coisas Social (Financiamento Gulbenkian)

Apresentação de projetos inovadores em Internet das Coisas Social.

Foco em iniciativas financiadas pela Fundação Gulbenkian.

Exploração da reutilização de abordagens para maximizar impacto.

Aplicação de tecnologia blockchain em soluções de carregamento de veículos elétricos.



Conclusões



Fatores Críticos de Sucesso

Resumo dos principais
impulsionadores do sucesso.



Resultados Alcançados

Proposições de Valor, Trabalhos
Reais, Publicações e Ferramentas
Úteis.



Direções Futuras

Previsões e avanços esperados em
Visão Computacional e Redes
Neurais.

Fatores Críticos de Sucesso: Resumo dos principais impulsionadores do sucesso. Resultados Alcançados: Proposições de Valor, Trabalhos Reais, Publicações, Ferramentas Úteis. Direções Futuras: Previsões, Visão Computacional e Redes Neurais.

The power of Digital Technologies and Data



**High-performance
computing**



Artificial Intelligence



Internet of Things (IoT)



Cloud computing



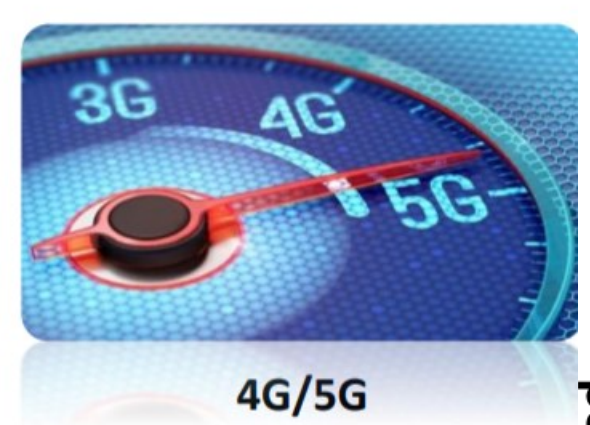
mHealth



Wearables



Telehealth



4G/5G

Follow us



LinkedIn



Facebook



Instagram



Twitter

[#iscteexecutiveeducation](#)
[#reallifelearning](#)

iscte — **Executive
Education**

Avenida Professor Aníbal Bettencourt, 1600-189 Lisboa | (+351) 217 826 100 | indeg@iscte-iul.pt