

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ARTES, CIÊNCIAS E HUMANIDADES
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM SISTEMAS DE INFORMAÇÃO

ELABORADO PELO AUTOR

**Caracterização de eventos de exceção e de seus respectivos impactos no
sistema de transporte público por ônibus da cidade de São Paulo**

São Paulo

2019

ELABORADO PELO AUTOR

**Caracterização de eventos de exceção e de seus respectivos impactos no
sistema de transporte público por ônibus da cidade de São Paulo**

Versão original

Texto de Exame de Qualificação apresentado à Escola de Artes, Ciências e Humanidades da Universidade de São Paulo como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências pelo Programa de Pós-graduação em Sistemas de Informação.

Área de concentração: Metodologia e Técnicas da Computação

Orientador: Prof. Dr. Daniel de Angelis Cordeiro

São Paulo

2019

Resumo

DIAS, Felipe Cordeiro Alves. **Caracterização de eventos de exceção e de seus respectivos impactos no sistema de transporte público por ônibus da cidade de São Paulo.** 2019. 248 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) Escola de Artes, Ciências e Humanidades, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

A cidade de São Paulo é o município mais populoso do Brasil, caracterizado por uma segregação urbana responsável por inúmeros problemas relacionados a mobilidade urbana. As ações atuais para resolver os problemas de mobilidade urbana têm pouco aprofundamento em questões tecnológicas e melhorias dos sistemas computacionais existentes – como as necessárias ao defasado Sistema Integrado de Monitoramento e Transporte (SIM), utilizado para gestão e monitoramento do transporte público por ônibus de São Paulo. Uma das possíveis melhorias é integrar o SIM às Redes Sociais. Com essa perspectiva de integração, esse trabalho tem como objetivo utilizar tweets e dados do SIM na caracterização de eventos de exceção e de seus respectivos impactos no sistema de transporte público por ônibus da cidade de São Paulo. Para alcançar tal objetivo, esse trabalho propõe utilizar tweets publicados por instituições governamentais responsáveis por reportar eventos de exceção e dados dos módulos AVL (*Automatic Vehicle Location*) do SIM, responsáveis por rastrear e localizar os ônibus do município. A hipótese é de que é possível identificar e localizar eventos de exceção nos tweets por meio de Processamento de Linguagem Natural e Expressão Regular, e correlacionar esses eventos com os dados históricos do SIM.

Palavras-chaves: Cidades Inteligentes. Transporte Público. Sistemas de Transporte Inteligentes. Eventos de exceção.

Lista de figuras

Figura 1 – Fluxograma do processo do aprendizado supervisionado	39
Figura 2 – Processo de Filtragem	53
Figura 3 – Quantidade de artigos publicados por ano	54
Figura 4 – Porcentagem dos artigos publicados por ano	54
Figura 5 – Nuvem de palavras das palavras chaves dos artigos selecionados .	55
Figura 6 – Evidência dos períodos de indisponibilidade de dados AVL referentes a Dezembro de 2017	71
Figura 7 – Arquitetura usada no estudo de caso para visualização e exploração dos dados AVL da SPTrans	82
Figura 8 – Quantidade de dados enviados por dia por ônibus (selecionados aleatoriamente) em janeiro de 2017	83
Figura 9 – Distribuição da quantidade de dados enviados por ônibus (selecionados aleatoriamente) em janeiro de 2017	84
Figura 10 – Localizações enviadas em Janeiro de 2017 de uma linha de ônibus selecionada aleatoriamente	85
Figura 11 – Localizações dos ônibus referente a movimentação de Janeiro de 2017	85
Figura 12 – Metodologia baseada em <i>tweets</i> para encontrar linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção na cidade de São Paulo	87
Figura 13 – Histograma da variação dos tamanhos das sentenças dos <i>tweets</i> existentes no <i>Corpus Twitter</i>	93
Figura 14 – Distribuição das classes dos eventos de exceção do <i>Corpus Twitter</i>	94
Figura 15 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos <i>tweets</i> em eventos de exceção por meio do algoritmo <i>Multi-layer Perceptron</i>	95
Figura 16 – Endereços mais impactados por eventos de exceção	97
Figura 17 – Distribuição dos eventos de exceção na região central de São Paulo	97
Figura 18 – Distribuição do número de eventos de exceção geolocalizados . .	99
Figura 19 – Distribuição das classes de eventos de exceção geolocalizados ao longo dos meses do ano de 2017	100

Figura 20 – Processo para correlação entre os dados AVL, GTFS e tweets para análise do impacto dos eventos de exceção	100
Figura 21 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção a 100m e 1.000m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017	108
Figura 22 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção a 100m e 1.000m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017	108
Figura 23 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Árvore de Decisão . . .	197
Figura 24 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo <i>Complement Naive Bayes</i>	198
Figura 25 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Florestas Aleatórias . .	199
Figura 26 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo <i>Multinomial Naive Bayes</i>	200
Figura 27 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Regressão Logística . .	201
Figura 28 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Máquina de Vetores de Suporte	202

Lista de tabelas

Tabela 1 – Descrição e nome dos profiles selecionados do Twitter	25
Tabela 2 – Quantidades de artigos coletados e fontes de busca	52
Tabela 3 – Detalhamento dos arquivos da GTFS	72
Tabela 4 – Conjuntos e quantidades de dados especificados em GTFS pela SPTrans	73
Tabela 5 – Descrição do conjunto de dados AVL	74
Tabela 6 – Meta dados dos dados AVL da SPTrans	75
Tabela 7 – Intervalo de tempo e número de <i>tweets</i> coletados	78
Tabela 8 – Métricas das avaliações dos algoritmos utilizados para classificação dos <i>tweets</i> em eventos de exceção	94
Tabela 9 – Quantidade de eventos extraídos por classe	96
Tabela 10 – Linhas de ônibus mais impactadas por eventos de exceção	98
Tabela 11 – Porcentagem de ônibus dos grupos de linhas afetadas por eventos de exceção, a 1.000m e 100m de distância, respectivamente, que tiveram a velocidade mediana reduzida nos meses do ano de 2017	103
Tabela 12 – Porcentagem de impacto na velocidade média dos grupos de linhas afetadas por eventos de exceção a 1.000m e 100m de distância, respectivamente, nos meses do ano de 2017	104
Tabela 13 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans	107
Tabela 14 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados aos eventos de exceção (a distância de 100m e 1.000m, respectivamente, dos pontos de parada de ônibus) dos meses do ano de 2017	109
Tabela 15 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados aos eventos de exceção (a distância de 100m e 1.000m, respectivamente, dos pontos de rota dos ônibus) dos meses do ano de 2017	110

Tabela 16 – Tabela de logradouros com abreviaturas	125
Tabela 17 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>agency.txt</i> da GTFS	130
Tabela 18 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>stops.txt</i> da GTFS	131
Tabela 19 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>routes.txt</i> da GTFS	136
Tabela 20 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>trips.txt</i> da GTFS	138
Tabela 21 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>stop_times.txt</i> da GTFS . .	141
Tabela 22 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>calendar.txt</i> da GTFS	148
Tabela 23 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>calendar_dates.txt</i> da GTFS	151
Tabela 24 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>fare_attributes.txt</i> da GTFS	152
Tabela 25 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>fare_rules.txt</i> da GTFS . . .	153
Tabela 26 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>shapes.txt</i> da GTFS	154
Tabela 27 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>frequencies.txt</i> da GTFS . .	155
Tabela 28 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>transfer.txt</i> da GTFS	158
Tabela 29 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>feed_info.txt</i> da GTFS	160
Tabela 30 – Linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção	163
Tabela 31 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Janeiro	215
Tabela 32 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Fevereiro	215
Tabela 33 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Março	216
Tabela 34 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Abril	216
Tabela 35 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Maio	217
Tabela 36 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Junho	217

Tabela 37 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Julho	218
Tabela 38 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Agosto	218
Tabela 39 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Setembro	219
Tabela 40 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Outubro	219
Tabela 41 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Novembro	220
Tabela 42 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Dezembro	220
Tabela 43 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de janeiro de 2017	221
Tabela 44 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de fevereiro de 2017	222
Tabela 45 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março de 2017	222

Tabela 46 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril de 2017	223
Tabela 47 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio de 2017	223
Tabela 48 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho de 2017	224
Tabela 49 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho de 2017	224
Tabela 50 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto de 2017	225
Tabela 51 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro de 2017	225
Tabela 52 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro de 2017	226
Tabela 53 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro de 2017	226

Tabela 54 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017	227
Tabela 55 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de janeiro de 2017	228
Tabela 56 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de fevereiro de 2017	229
Tabela 57 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março de 2017	229
Tabela 58 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril de 2017	230
Tabela 59 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio de 2017	230
Tabela 60 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho de 2017	231
Tabela 61 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho de 2017	231

Tabela 62 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto de 2017	232
Tabela 63 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro de 2017	232
Tabela 64 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro de 2017	233
Tabela 65 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro de 2017	233
Tabela 66 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017	234
Tabela 67 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de janeiro de 2017	235
Tabela 68 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de fevereiro de 2017	236
Tabela 69 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de março de 2017	236

Tabela 70 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de abril de 2017	237
Tabela 71 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de maio de 2017	237
Tabela 72 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de junho de 2017	238
Tabela 73 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de julho de 2017	238
Tabela 74 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de agosto de 2017	239
Tabela 75 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de setembro de 2017	239
Tabela 76 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de outubro de 2017	240
Tabela 77 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de novembro de 2017	240

Tabela 78 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017	241
Tabela 79 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de janeiro de 2017	242
Tabela 80 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de fevereiro de 2017	243
Tabela 81 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março de 2017	243
Tabela 82 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril de 2017	244
Tabela 83 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio de 2017	244
Tabela 84 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho de 2017	245
Tabela 85 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho de 2017	245

Tabela 86 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto de 2017	246
Tabela 87 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro de 2017	246
Tabela 88 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro de 2017	247
Tabela 89 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro de 2017	247
Tabela 90 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017	248

Lista de abreviaturas e siglas

ACC	<i>Accuracy</i>
ACM	<i>Association for Computing Machinery</i>
ANN	<i>Artificial Neural Networks</i>
API	<i>Application Programming Interface</i>
APTS	<i>Advanced Public Transportations Systems</i>
ATIS	<i>Advanced Travelers Information Systems</i>
ATMS	<i>Advanced Traffic Management System</i>
AVCS	<i>Advanced Vehicles Control Systems</i>
AVL	<i>Automatic Vehicle Location</i>
BN	<i>Bayesian Network</i>
BP	<i>Back Propagation</i>
CCOI	Centro de Controle Integrado 24 Horas da Cidade de São Paulo
CE	Centro Expandido
CETSP	Companhia de Engenharia de Tráfego de SP
CIMU	Central Integrada de Mobilidade Urbana
CP	■ Cinturão Periférico
CPTM	Companhia Paulista de Trens Metropolitanos
CRF	<i>Conditional Random Field</i>
CSV	<i>Comma-separated values</i>
CVO	<i>Commercial Vehicles Operation</i>
DAG	<i>Directed Acyclic Graph</i>
ETL	<i>Extract, Tranform and Load</i>

GRPS	<i>General Packet Radio Services,</i>
GPS	Global Positioning System
GTFS	<i>General Transit Feed Specification</i>
HDM	<i>Human Driven Method</i>
HP	Hipótese de Pesquisa
HTTP	<i>Hypertext Transfer Protocol</i>
IDF	nverse Document Frequency
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
ITS	<i>Intelligent Transport System</i>
K-NN	<i>K-Nearest Neighbour</i>
LDA	<i>Latent Dirichlet Allocation</i>
LISA	<i>Local Indicators of Spatial Association</i>
LR	<i>Logistic Regression</i>
MLP	<i>Multi-layer Perceptron</i>
NB	<i>Naive Bayesian</i>
NER	<i>Named Entity Recognition</i>
NLP	<i>Natural Language Processing</i>
NLTK	Natural Language Toolkit
PAC	Programa de Aceleração do Crescimento
PCD	Pessoas com Deficiência
PlanMob/SP	Plano de Mobilidade Urbana de São Paulo
PMESP	Polícia Militar do Estado de São Paulo
PPV	<i>Positive Predictive Value</i>

PTCS	Sistema de Calibração de Trajetórias Privadas
QP	Questão de Pesquisa
RDBMS	<i>Relational Database Management Systems</i>
RL	Rregressão Linear
RTPI	<i>Real Time Passenger Information</i>
SARIMA	<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>
SBD	<i>Sentence Boundary Disambiguation</i>
SC	<i>Smart Cities</i>
SIM	Sistema Integrado de Monitoramento e Transporte
SMT	Secretaria Municipal de Transportes
SPCEDEC	Defesa Civil do Estado de São Paulo
SPTrans	São Paulo Transportes
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TDM	<i>Technology Driven Method</i>
TF	<i>Term Frequency</i>
TF-IDF	<i>Term Frequency - Inverse Document Frequency</i>
TIC	Tecnologias da Informação e Comunicação
TPR	<i>True Positive Rate</i>
URL	<i>Uniform Resource Locator</i>
WSD	<i>Word Sense Disambiguation</i>

Sumário

1	Introdução	21
1.1	<i>Motivação</i>	21
1.2	<i>Definição do problema</i>	23
1.3	<i>Objetivos</i>	24
1.4	<i>Hipóteses</i>	25
1.5	<i>Organização do documento</i>	26
2	Fundamentação Teórica	28
2.1	<i>Cidades Inteligentes</i>	28
2.2	<i>Sistemas de Transporte Inteligentes</i>	30
2.3	<i>Conceitos relacionados ao transporte público</i>	31
2.3.1	<i>Acessibilidade</i>	32
2.3.2	<i>Mobilidade</i>	32
2.3.3	<i>Viagem e modais de transporte</i>	33
2.4	<i>Processamento de Linguagem Natural</i>	34
2.5	<i>Feature Engineering</i>	36
2.6	<i>Algoritmos de Aprendizado de Máquina</i>	37
2.6.1	<i>Algoritmos de aprendizado supervisionado</i>	38
2.6.2	<i>Validação dos modelos de aprendizado supervisionado</i>	45
2.7	<i>Term frequencyInverse document frequency</i>	45
2.8	<i>Algoritmo Apriori</i>	46
3	Revisão Sistemática	48
3.1	<i>Planejamento da Revisão Sistemática</i>	48
3.1.1	<i>Justificativa da Revisão Sistemática</i>	49
3.2	<i>Questões de Pesquisa</i>	49
3.3	<i>Coleta de dados</i>	52
3.4	<i>Avaliação de Dados</i>	53
3.5	<i>Análise e Interpretação</i>	55

3.5.1	Tipos de problemas urbanos abordados utilizando o processamento tweets (QP1)	55
3.5.2	Casos de uso relacionados ao transporte público (QP2)	59
3.5.3	Técnicas estatísticas utilizadas no processamento de tweets (QP3)	61
3.5.4	Paradigmas de processamento (QP4)	62
3.5.5	Eventos de exceção relacionados ao transporte público (QP5) .	63
3.5.6	Técnicas de Aprendizado de Máquina utilizadas no processamento de tweets (QP6)	64
3.6	<i>Considerações finais sobre a revisão sistemática</i>	66
4	Coleta e análise de dados abertos relacionados ao transporte público e eventos de exceção	68
4.1	<i>General Transit Feed Specification</i>	68
4.2	<i>Corpus SPTrans</i>	70
4.3	<i>Redes Sociais</i>	76
4.4	<i>Corpus Twitter</i>	76
5	Exploração e visualização de grandes volumes de dados	79
5.1	<i>Trabalhos relacionados</i>	79
5.2	<i>Druid</i>	80
5.2.1	Real-time nodes	80
5.2.2	Historical nodes	81
5.2.3	Broker nodes	81
5.2.4	Coordinator nodes	81
5.3	<i>Arquitetura utilizada para visualização e exploração dos dados AVL da SPTrans</i>	81
5.4	<i>Estudo de caso com os dados AVL da SPTrans</i>	82
5.5	<i>Consideração sobre a arquitetura utilizada para exploração e visualização dos dados AVL da SPTrans</i>	84
6	Uma metodologia baseada em tweets para encontrar linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção na cidade de São Paulo	87

6.1	<i>Pré-processamento</i>	87
6.2	<i>Extração de endereço e geolocalização</i>	88
6.3	<i>Processamento de tweets</i>	90
6.4	<i>Classificação manual do Corpus Twitter</i>	90
6.5	<i>Modelo de classificação de tweets relacionados a eventos de exceção</i>	91
6.6	<i>Encontrando linhas de ônibus afetadas por eventos de exceção</i>	91
6.7	<i>Resultados</i>	92
6.8	<i>Considerações finais sobre a metodologia desenvolvida</i>	96
7	Correlação dos eventos de exceção com os dados AVL da SP-Trans	99
8	Identificação de padrões de velocidade média dos dados AVL	105
8.1	<i>Trabalhos relacionados</i>	105
8.2	<i>Resultados</i>	105
9	Conclusão	111
9.1	<i>Contribuições</i>	111
9.2	<i>Trabalhos publicados</i>	111
9.3	<i>Trabalhos submetidos</i>	111
9.4	<i>Trabalhos futuros</i>	112
	Referências	113

APÊNDICES 121

Apêndice A - Exemplos de tweets	122
Apêndice B - Logradouros utilizados	125
Apêndice C - Detalhamento dos campos da GTFS	130
Apêndice D - Linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção	163

Apêndice E – Matrizes de confusão	197
Apêndice F – Parametrizações dos algoritmos	203
F.1 Árvore de Decisão	203
F.2 Floresta Aleatória	205
F.3 K-ésimo Vizinho mais Próximo	207
F.4 Máquina de Vetores de Suporte	208
F.5 Naive Bayes	209
F.6 Redes Neurais	210
F.7 Regressão Logística	212
Apêndice G – Análise Apriori	215
G.1 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans, referentes aos meses do ano de 2017.	215
G.2 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada), referentes aos meses do ano de 2017	221
G.3 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada), referentes aos meses do ano de 2017	228
G.4 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota), referentes aos meses do ano de 2017	235
G.5 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de rota), referentes aos meses do ano de 2017	242

1 Introdução

Neste capítulo, são apresentadas as seções referentes à motivação da proposta de pesquisa; sobre a definição do problema que pretendemos abordar; a respeito dos objetivos gerais e específicos; sobre as hipóteses a serem verificadas e sobre a organização dos capítulos desse documento.

1.1 Motivação

A cidade de São Paulo é o município mais populoso do Brasil, que passou por um rápido processo de urbanização e tem população atual estimada em 12.106.920 milhões de habitantes (com data de referência em 1º de julho de 2017)¹. Desse total de habitantes, 10% vivem na área do Centro Expandido (CE) e 90% no Cinturão Periférico (CP) (SÁ, T. H. et al., 2017), o que caracteriza uma segregação urbana responsável por inúmeros problemas relacionados a mobilidade urbana.

Um desses problemas é conhecido como o movimento pendular, no qual longas distâncias são percorridas diariamente pelos moradores do CP para acessar os locais de emprego, educação e serviços localizados em maioria no CE. Além disso, o movimento pendular torna o CP uma região dormitória, com parte de seus respectivos moradores dependentes do Sistema de Transporte Público para acessar o CE.

Devido aos problemas de mobilidade urbana existentes no Brasil, como os da cidade de São Paulo, a Lei Federal 12.587/2012², relacionada ao Programa de Aceleração do Crescimento³ (PAC), obrigou os municípios a enviarem seus respectivos planos de mobilidade urbana até o final do ano de 2015, com o objetivo de promover o desenvolvimento sustentável com a mitigação dos custos ambientais e socioeconômicos dos deslocamentos de pessoas. Em resposta a essa lei, o Plano de Mobilidade Urbana de São Paulo (*PlanMob/SP 2015*) foi instituído pelo Decreto

¹ <https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/media/com_mediaibge/arquivos/9bc1a0065c49fd6f81dc785b2b8d8c35.xlsx>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

² <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12587.htm>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

³ <<http://www.pac.gov.br>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

56.834⁴, como instrumento de planejamento e gestão do Sistema Municipal de Mobilidade Urbana para os próximos 15 anos.

No *PlanMob/SP 2015*, a Secretaria Municipal de Transportes (SMT) propõe criar uma central de monitoramento conhecida como Central Integrada de Mobilidade Urbana (CIMU), que tem como objetivo integrar as áreas de trânsito e transporte subordinadas à SMT. Nessa proposta, observam-se os seguintes problemas que poderiam ser resolvidos em paralelo ao desenvolvimento do CIMU: (I) a CIMU não processa conteúdo de Redes Sociais, (II) não aborda melhoria dos sistemas computacionais já existentes e (III) será integrada com o defasado Sistema Integrado de Monitoramento e Transporte (SIM), da São Paulo Transportes (SPTrans), responsável pelo monitoramento da infraestrutura de ônibus.

O SIM utiliza a tecnologia *Automatic Vehicle Location* (AVL) para localizar e rastrear os ônibus, fornecer informações em tempo real aos passageiros (*Real Time Passenger Information* (RTPI)), monitorar 1.353 rotas de ônibus⁵, 10 corredores de ônibus⁶, 28 terminais de ônibus⁷ e 19.933 mil paradas de ônibus⁵ que serviram em 2016 a aproximadamente 8 milhões de passageiros por dia⁸. Apesar da importância do SIM, há inúmeras defasagens tecnológicas (que causam discrepância nas informações recebidas pelos usuários, dentre outros problemas) (CONSULO et al., 2016), que precisariam ser resolvidas antes de integrá-lo ao CIMU.

Sistemas como o SIM são classificados como Sistemas de Transporte Inteligente (ITS — *Intelligent Transport System*), e normalmente estão presentes nas Cidades Inteligentes (SC — *Smart Cities*). Por definição, ITS utilizam Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) para explorar dados capazes de contribuir com a melhoria da segurança, do gerenciamento, eficiência dos transportes e redução do impacto ambiental (ANTTIROIKO, 2013). Com isso, nota-se que ITS são essenciais para os objetivos mencionados na Lei Federal 12.587/2012 e no PlanMob/SP 2015.

No entanto, a lei de mobilidade urbana (12.587/2012) e o *PlanMob/SP 2015* não mencionam explicitamente ITS e TIC. O conteúdo de ambos os documentos tem um viés político-urbano, com pouco aprofundamento em questões tecnológicas e

⁴ <<http://www.prefeitura.sp.gov.br/cidade/secretarias/transportes/planmob>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

⁵ <<http://www.sptrans.com.br/desenvolvedores>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

⁶ <<http://www.sptrans.com.br/terminais/corredores.aspx>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

⁷ <<http://www.sptrans.com.br/terminais>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

⁸ <<http://www.sptrans.com.br/indicadores>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

melhorias dos sistemas já existentes. Esse cenário é diferente em alguns países, nos quais existem planejamentos para o transporte e mobilidade urbana que estão explicitamente relacionados ao desenvolvimento e uso de novas tecnologias.

Por exemplo, os EUA têm o plano estratégico para 2015-2019 em ITS, abordando temas como veículos conectados, automação, uso de tecnologias emergentes (para apoiar decisões em tempo real), integração de dados corporativos, interoperabilidade (comunicação entre diferentes sistemas) e entrega acelerada de projetos (United States Department of Transportation, 2017). Já a União Européia e o Japão estão centrados em padronizações de tecnologias em ITS, com o objetivo de serem referências nesse setor (CONSULO et al., 2016).

O contraste entre os dois parágrafos anteriores talvez seja devido ao fato de a legislação brasileira e os planos para mobilidade urbana terem sido estabelecidos como consequência do crescimento urbano acelerado e sem planejamento. Ou seja, como solução paliativa para um problema urbano, o que difere dos planos em ITS mencionados, que têm como foco otimizar o transporte e criar padrões tecnológicos.

Apesar dessas diferenças políticas e sociais, o transporte público pode se beneficiar ao explorar ITS (NELSON; MULLEY, 2013), e ao integrar as Redes Sociais com o planejamento, gestão e as atividades operacionais dos transportes públicos, abordando seus respectivos fatores sócio-técnicos (KUFLIK et al., 2017). Por exemplo, um dos benefícios possíveis é o de se conseguir analisar o impacto dos eventos de exceção na operação do sistema de transporte público por ônibus na cidade de São Paulo, usando dados do SIM (AVL) e de Redes Sociais.

1.2 Definição do problema

Eventos de exceção tais como acidentes, greves, falhas na operação do metrô, manifestações, enchentes, eventos sociais, dentre outras, podem comprometer muitos trechos do sistema de transporte público e, dependendo da proporção do impacto causado pela exceção, inúmeras pessoas podem ser afetadas. Tais eventos de exceção e seus respectivos impactos possuem características que podem ser identificadas visando melhor gestão dessas ocorrências.

Com a identificação dessas características, é possível conhecer previamente quais seriam os impactos decorrentes de um determinado evento de exceção no funcionamento normal do transporte público. Tais características podem ser obtidas analisando o histórico do funcionamento do sistema de transportes, e utilizadas posteriormente em simulações de como o sistema responderia a determinados eventos de exceção.

Os dados históricos existentes para essa análise são os do SIM, obtidos utilizando AVL. No entanto, analisá-los envolve problemas como o (I) grande volume de dados, em virtude da frequência com que são enviados (II) e os referentes ao comprometimento da qualidade dos dados enviados, como consequência dos problemas e limitações do *hardware* responsável pela transmissão; interferências e questões meteorológicas.

O uso de conteúdo de Redes Sociais pode ajudar a abordar os problemas anteriormente mencionados, o qual delimitaria o escopo da análise histórica para a identificação das características dos eventos de exceção e dos seus respectivos impactos. Usar o conteúdo de Redes Sociais envolve alguns desafios como o de (I) identificar eventos de exceção nas publicações, (II) geolocalizá-los, (III) determinar seus *timestamps* (IV) correlacioná-las com a base histórica.

1.3 Objetivos

O objetivo geral desse projeto de pesquisa é a caracterização de eventos de exceção e de seus respectivos impactos no sistema de transporte público por ônibus da cidade de São Paulo. Visando alcançar esse objetivo, serão coletados tweets das contas oficiais das instituições governamentais responsáveis por reportar eventos de exceção na cidade de São Paulo. Todas as contas selecionadas do Twitter estão listadas na Tab. 1. Também, serão utilizados os dados históricos dos módulos AVL do SIM.

Além disso, temos como objetivos específicos:

- Identificar os eventos de exceção, quando existentes, dos tweets coletados.
- Extrair os endereços dos eventos de exceção identificados e geolocalizá-los.

- Construir uma base de dados pública com os dados processados, disponibilizada via API (para consumo e contribuição da comunidade de software), mantendo o modelo de dados consistente. Com isso, a necessidade de entrega dos dados a sociedade, apontada por (KUFLIK et al., 2017), será atendida.
- Criação de plataforma para exploração e visualização dos dados coletados e processados das fontes citadas na Tab. 1 e da SPTrans.

Tabela 1 – Descrição e nome dos perfis selecionados do Twitter

Descrição do perfil no Twitter	Perfil no Twitter
Comando do Corpo de Bombeiros da PMESP ^a	@BombeirosPMESP
Companhia de Engenharia de Tráfego de SP	@CETSP_
Companhia Paulista de Trens Metropolitanos	@CPTM_oficial
Defesa Civil do Estado de São Paulo	@SPCEDEC
Governo do Estado de São Paulo	@governosp
Metrô de São Paulo	@metrosp_oficial
Polícia Civil do Estado de São Paulo	@Policia_Civil
Polícia Militar do Estado de São Paulo	@PMESP
São Paulo Agora — CCOI ^b	@saopaulo_agora
São Paulo Transporte	@sptrans_
São Paulo Turismo	@TurismoSaoPaulo
Secretaria Municipal de Transportes de São Paulo	@smtsp_

^a Polícia Militar do Estado de São Paulo (PMESP).

^b Centro de Controle Integrado 24 Horas da Cidade de São Paulo.

Fonte: Elaborado pelo autor

1.4 Hipóteses

Com base na Revisão Sistemática do Cap. 3, os eventos de exceção presentes nos tweets podem ser caracterizados, não exaustivamente, em:

1. **Acidentes.**

- Acidentes nas estações de transporte (ITOH et al., 2016).
- Incêndio (ITOH et al., 2016).

2. **Espaço-temporais.**

- Dia da semana (CHEN et al., 2016).
- Hora do dia (CHEN et al., 2016).

3. Eventos sociais.

- a) Feiras de rua (CHEN et al., 2016).
- b) Festivais (CHEN et al., 2016), (LECUE et al., 2014).
- c) Jogos esportivos (CHEN et al., 2016), (GAL-TZUR et al., 2014).
- d) Passeatas e maratonas (CHEN et al., 2016), (ITOH et al., 2016).

4. Eventos urbanos.

- a) Relacionados ao tráfego (CHEN et al., 2016); (LECUE et al., 2014).

5. Desastres naturais.

- a) Tempestades (ITOH et al., 2016).
- b) Terremoto (ITOH et al., 2016).
- c) Tufões (ITOH et al., 2016).

6. Metereológicas.

- a) Dia claro, nublado, chuvoso, nevando, com neblina (CHEN et al., 2016).
- b) Temperatura do ar (CHEN et al., 2016).

Dito isso, espera-se que seja possível identificar tais características utilizando Processamento de Linguagem Natural (NLP — *Natural Language Processing*) em conjunto com dicionários auxiliares para o contexto dos eventos de exceção mencionados.

Após a identificação dos eventos de exceção, temos como hipótese que seja possível extrair, com confiabilidade, os endereços dos tweets utilizando a técnica de Expressão Regular. Pois em uma análise preliminar observamos que o conteúdo das contas selecionadas, citadas na Tab. 1, utilizam padrões de formatação para os endereços publicados. Com isso, podemos afirmar que esses tweets apresentam a característica de serem semi-estruturados, diferentemente dos tweets não estruturados publicados pelos usuários comuns do Twitter; o que consequentemente simplifica o processamento necessário para geolocalizar os eventos de exceção.

1.5 Organização do documento

Neste documento, o Cap. 1 apresenta a introdução deste trabalho; o Cap. 2 trata sobre as questões da fundamentação teórica; Cap. o 3 sobre a revisão

sistemática realizada; o Cap. 4 sobre a coleta e análise de dados abertos relacionados ao transporte público e eventos de exceção; os capítulos 5, 6, 7 e 8 discorrem sobre os experimentos realizados com os dados coletados; o Cap. 9 apresenta a conclusão dos trabalhos desenvolvidos e os apêndices A, B, C, D, E, F e G finalizam com os detalhes dos experimentos.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo, são apresentados fundamentos teóricos sobre os conceitos Cidades Inteligentes; Sistemas de Transporte Inteligentes; relacionados ao transporte público; *General Transit Feed Specification (GTFS)*; Redes Sociais; Processamento de Linguagem Natural; *Feature Engineering* e Aprendizado de Máquina.

2.1 Cidades Inteligentes

Embora não haja consenso, o conceito de Cidades Inteligentes (SC — *Smart Cities*) tem sido definido pela literatura principalmente como cidades sustentáveis e socialmente inclusivas (WANG; SINNOTT; NEPAL, 2016), que utilizam Tecnologias da Informação e Comunicação (TICs) para gerir eficientemente seus respectivos recursos naturais, de energia, transporte, lixo, dentre outros (AHVENNIEMI et al., 2017). As SC podem ter viés tecnológico (*TDM* — *Technology Driven Method*; top-down; de fornecimento), ou, humano (*HDM* — *Human Driven Method*; bottom-up; de demanda) (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017).

O aspecto humano das Cidades Inteligentes começou a ser explorado recentemente, após críticas referentes aos poucos indicadores humanos existentes para SC (AHVENNIEMI et al., 2017) (FINGER; RAZAGHI, 2017). A abordagem humana das SC foca questões sociais e qualidade de vida, tais como governança participativa, segurança, cultura, lazer, sustentabilidade, desenvolvimento de capital humano, dentre outras (AHVENNIEMI et al., 2017). Na perspectiva tecnológica de SC, argumenta-se que apenas o uso de TICs seja capaz viabilizar o desenvolvimento de capital humano e de soluções para os problemas da cidade (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017).

Independentemente dos vieses humano e tecnológico, a cidade pode ser conceituada como um complexo e dinâmico sistema sócio-técnico. Ou seja, uma cidade (região metropolitana) é composta por sistemas urbanos, com espaços físicos para a vida cotidiana e com sistemas de infraestrutura (para transporte, energia, água e tratamento de água, moradia, telecomunicações e áreas verdes). Os sistemas urbanos por natureza nunca estão em equilíbrio, possuem subsistemas imprevisíveis (FINGER; RAZAGHI, 2017).

Apesar disso, as TICs permeiam os sistemas urbanos e espaços físicos, o que tem sido acentuado com o crescente número de sensores e dispositivos conectados à Internet (*IoT — Internet of Things*), de dados voluntários enviados por pessoas via dispositivos móveis e, de conteúdo existente em Redes Sociais sobre os acontecimentos da cidade. Tais fontes heterogêneas geram grandes volumes de dados, utilizados para desenvolver serviços de Cidades Inteligentes (FINGER; RAZAGHI, 2017) (ANG et al., 2017).

O desenvolvimento de serviços de SC envolve desafios relacionados a conectividade (infraestrutura de rede, interoperabilidade e padrões, consumo de energia e escalabilidade) e aos dados (capacidade e local de armazenamento, extração, tratamento, processamento, análise, integração e agregação dos dados) (ANG et al., 2017), (XIAO; LIM; PONNAMBALAM, 2017). Além disso, a análise de dados pode tanger problemas referentes a correlação e inferência de dados de diferentes domínios, aprendizado de máquina, processamento em tempo real e propostas de novo uso para dados provenientes de infraestruturas já existentes (ANG et al., 2017).

Por fim, a seguir estão elencadas algumas frentes de estudo e de desenvolvimento de serviços de SC que ilustram iniciativas em Cidades Inteligentes:

- ***Smart buildings*** (TALARI et al., 2017), (MORENO et al., 2017), (ANG et al., 2017), (FINGER; RAZAGHI, 2017), (SANTOS et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017).
- ***Smart citizen / community / people*** (TALARI et al., 2017), (SANTOS et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).
- ***Smart economy*** (SANTOS et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (XIAO; LIM; PONNAMBALAM, 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).
- ***Smart environment*** (*electricity, waste, water, green space*) (SANTOS et al., 2017), (FINGER; RAZAGHI, 2017), (TALARI et al., 2017), (ANG et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).
- ***Smart governance*** (TALARI et al., 2017), (SANTOS et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).

- **Smart living** (*education, health, safety, cultural*) (SANTOS et al., 2017), (TALARI et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (XIAO; LIM; PONNAMBALAM, 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).
- **Smart transportation / mobility** (TALARI et al., 2017), (MORENO et al., 2017), (ANG et al., 2017), (FINGER; RAZAGHI, 2017), (SANTOS et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).

2.2 Sistemas de Transporte Inteligentes

Sistemas de Transporte Inteligentes (ITS — *Intelligent Transportation Systems*) é uma das mais antigas tecnologias presentes em Cidades Inteligentes (MENOUAR et al., 2017), que tem como fim utilizar TICs para resolver problemas relacionados ao transporte, tais como congestionamento, segurança, eficiência e conservação ambiental (FIGUEIREDO et al., 2001).

É importante notar a diferença entre o termo *Intelligent* e *Smart* de *Smart transportation / mobility*, o primeiro, respectivamente, refere-se apenas ao uso de tecnologias, enquanto que o segundo ao uso de TICs para transformar de forma significativa a vida cotidiana das pessoas (ALBINO; BERARDI; DANGELICO, 2015). A seguir, algumas das categorias de ITS estão enumeradas:

1. **Advanced Traffic Management System (ATMS)** — são sistemas utilizados para melhorar a qualidade do serviço de tráfego e redução de atrasos (FIGUEIREDO et al., 2001), por meio de:
 - a) *Collection data team*: equipe de pessoas responsáveis por monitorar e coletar dados das condições de tráfego.
 - b) *Support systems*: conjunto de câmeras, semáforos, sensores, dentre outros dispositivos auxiliares para gerenciar e controlar o tráfego em tempo real.
 - c) *Real time traffic control systems*: sistemas utilizados para com base nos dados coletados controlar acesso a avenidas, semáforos, envio de mensagens para os dispositivos de monitoramento.

2. **Advanced Travelers Information Systems (ATIS)** — são sistemas utilizados para fornecer informação em tempo real aos viajantes (FIGUEIREDO et al., 2001).
3. **Commercial Vehicles Operation (CVO)** — são sistemas utilizados para a segurança de veículos comerciais e frotas, por meio de tecnologias relacionadas a gerenciamento de tráfego, controle e gerenciamento de veículos e informações aos viajantes (FIGUEIREDO et al., 2001), tais como:
 - a) *Automatic Vehicles Identification.*
 - b) *Automatic Vehicles Classification.*
 - c) *Automatic Vehicles Location.*
 - d) *Pedestrian Movement Detection.*
 - e) *Board Computers.*
 - f) *Real Time Traffic Transmissions.*
4. **Advanced Public Transportations Systems (APTS)** — são sistemas que utilizam ATMS e ATIS para melhorar a eficiência e operação do transporte público coletivo (FIGUEIREDO et al., 2001). É importante observar que APTS também podem utilizar CVO.
5. **Advanced Vehicles Control Systems (AVCS)** — são sistemas compostos por sensores, computadores e sistemas de controle para auxiliar e alertar motociclistas, com o objetivo de melhorar a segurança e reduzir congestionamentos (FIGUEIREDO et al., 2001).

As categorias mencionadas anteriormente representam parte da primeira geração de tecnologias em ITS, a próxima geração tem como foco veículos autônomos e conectados, capazes de trocarem informações entre si em tempo real para melhorar a segurança dos condutores (MENOUAR et al., 2017).

2.3 Conceitos relacionados ao transporte público

Esta seção define os conceitos relacionados ao transporte público, de acordo com a perspectiva do Plano de Mobilidade Urbana do Município de São Paulo — PlanMob/SP 2015⁴.

2.3.1 Acessibilidade

A acessibilidade pode ser considerada como um atributo do espaço urbano, o qual é diretamente proporcional a abrangência e adequação das infraestruturas de acesso ao espaço urbano. As regiões da cidade têm diferentes padrões de infraestrutura de transporte e deslocamento, portanto, são diferenciadas no aspecto de acessibilidade. Além disso, a acessibilidade atua como instrumento de acesso as oportunidades socioeconômicas da cidade. Observa-se que a acessibilidade não é entendida como um atributo econômico relacionado ao valor das tarifas do transporte, ou, as condições de uso (como o congestionamento viário).

Uma qualidade específica do espaço urbano é a acessibilidade universal, que o caracteriza como acessível a pessoas com deficiência (PCDs). A acessibilidade universal é garantida ao eliminar as barreiras físicas que impedem a participação plena e efetiva das PCDs ao espaço urbano.

2.3.2 Mobilidade

A mobilidade pode ser entendida como um atributo do indivíduo, o qual está relacionado a sua capacidade de se deslocar pelo território da cidade e a sua respectiva renda (dimensão econômica); ou seja, pessoas ou famílias de maior renda tendem a ter maior número de viagens. Além disso, observa-se que a restrição da mobilidade devido a má qualidade das infraestruturas urbanas é considerada como falta de acessibilidade ao espaço e não como perda de mobilidade do indivíduo.

A condição de mobilidade pode ser calculada pelo indicador conhecido como taxa ou índice de mobilidade, determinado pelo quociente entre o total de viagens realizadas e o total da população residente em uma região. Tal indicador pode ser especializado de acordo o tipo de mobilidade, por exemplo, ao considerar apenas as viagens motorizadas, obtém-se o índice de mobilidade motorizada; e ser caracterizado como crescente ou decrescente de acordo com fatores socioeconômicos.

Além da mobilidade como atributo do indivíduo, existe a mobilidade como atributo da cidade, conhecida como mobilidade urbana. A mobilidade urbana consi-

dera um conjunto de fatores de uma aglomeração urbana que tornam a mobilidade mais qualificada e eficiente, tais como:

1. Transporte público coletivo;
2. transporte de alta capacidade;
3. acessibilidade universal nos passeios e edificações;
4. prioridade ao transporte coletivo no sistema viário;
5. terminais de transporte intermodais;
6. rede de transporte coletivo por ônibus (com acessibilidade universal);
7. rede cicloviária;
8. bicicletários e paraciclos;
9. legibilidade dos sistemas de orientação;
10. comunicação eficaz com os usuários;
11. modicidade tarifária;
12. logística eficiente no transporte de carga, dentre outros itens.

2.3.3 Viagem e modais de transporte

O conceito de viagem no setor de transportes é definido como o deslocamento de uma pessoa entre dois pontos de interesse (origem e destino), com um motivo definido e por meio de um modal de transporte. A saber, os modais de transporte considerados no *PlanMob/SP 2015* estão enumerados a seguir:

1. A pé.
 - a) Independentemente do deslocamento percorrido caso o motivo seja escola ou trabalho;
 - b) Superior a 500 metros de deslocamento.
2. Coletivos.
 - a) Metrô;
 - b) ônibus;
 - c) ônibus fretado;
 - d) ônibus escolar e lotação;
 - e) trem.

3. Individuais.

- a) Automóveis (bicicleta, carro particular, caminhão, moto e táxi).

2.4 Processamento de Linguagem Natural

O processamento automático de tweets envolve o Processamento de Linguagem Natural (NLP — *Natural Language Processing*), que explora como computadores podem ser utilizados para entender e manipular texto ou fala em linguagem natural (LIU; LI; THOMAS, 2017), o que envolve conhecimento interdisciplinar principalmente entre as áreas de ciência da computação, linguística e estatística. A seguir são detalhados alguns dos problemas relacionadas a NLP, divididos em baixo e alto nível (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011):

1. Baixo nível (problemas comuns a NLP) (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).

- a) **Sentence Boundary Disambiguation (SBD)**: processamento para identificação do início e fim de uma sentença (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
- b) **Tokenization**: processamento realizado para obtenção das palavras (*tokens*) que compõem uma sentença, inclui a remoção de números, pontuações e caracteres que não pertencem ao alfabeto (SETIAWAN; WIDYANTORO; SURENDRO, 2017).
- c) **Part-of-speech tagging**: processamento para identificação das classificações gramaticais (verbo, sujeito, adjetivo, etc.) das palavras em uma sentença, considerando seus respectivos significados e contexto no qual estão inseridas (ROY; MAJUMDER; NATH, 2017).
- d) **Decomposição morfológica**: processamento para decomposição morfológica de uma determinada palavra para a sua forma inflexionada, usando *lemmatization* (identificação do lema da palavra) ou *stemming* (identificação da raiz da palavra usando heurísticas para determinar a localização de sua respectiva flexão) (SETIAWAN; WIDYANTORO; SURENDRO, 2017), (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011), (KORENIUS et al., 2004).

- e) **Shallow parsing (chunking)**: processamento para identificação de segmentos de uma sentença, tais como frases verbais, nominais, etc., com base nos *tokens* que constituem a *part-of-speech* (COLLOBERT et al., 2011), (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
2. Alto nível (aplicação de NLP a problemas específicos, com base nos problemas de baixo nível) (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
- a) **Spelling / grammatical error identification and recovery**: processamento iterativo para identificação e correção de erros gramaticais e de digitação. (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
 - b) **Named Entity Recognition (NER)**: processamento para identificação e categorização de palavras ou frases específicas (entidades) (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
 - c) **Word Sense Disambiguation (WSD)**: processamento para identificação do sentido de uma palavra numa sentença (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
 - d) **Negation and uncertainty identification**: processamento para inferir se uma entidade está presente ou não numa sentença, assim como quantificar a quantidade de incerteza da inferência realizada (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
 - e) **Extração de relacionamentos**: processamento para identificar relacionamentos entre entidades e eventos (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
 - f) **Extração de relacionamento / inferência temporal**: processamento para inferência de expressões e relacionamentos temporais (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
 - g) **Extração de informação**: processamento para extração e transformação para uma forma estruturada de informações específicas a um problema (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).

Para esta pesquisa, utilizamos o processo de tokenização *TweetTokenizer*¹ para extrair os *tokens* dos *tweets* (features utilizadas para treinar os modelos de

¹ <<https://www.nltk.org/api/nltk.tokenize>>. Acessado em 15 de maio de 2018.

classificações) e o processo de *stemming RSLPStemmer*² para redução do espaço de *features*, além da remoção de palavras vazias (*stopwords*^{3,4}) do português brasileiro. — palavras comuns do português brasileiro.

2.5 Feature Engineering

Feature engineering é um processo iterativo que utiliza o conhecimento do domínio dos dados e de suas métricas para criar (*feature construction*), extrair (*feature extraction*) e selecionar *features* (*feature selection*) para serem utilizadas em algoritmos de aprendizado de máquina. Um conjunto de dados pode ser representado por um número fixo de *features* binárias, categóricas ou contínuas. Antes do processo de *feature engineering*, os dados podem ser pré-processados usando técnicas de padronização, normalização, remoção de ruído, redução de dimensionalidade, discretização, expansão, entre outros; é importante notar que informações podem ser perdidas ao realizar essas transformações (GUYON; ELISSEFF, 2006).

No experimento abordado no Cap.6 usamos uma fase de pré-processamento, explicada na seção 6.1, e um processo para *feature extraction* (explicado adiante) realizado por meio de uma função que utiliza NLP para preparar os tweets coletados para a tarefa de treinamento. As fases de *feature construction* e *feature selection* não são utilizadas pelos experimentos deste trabalho, porém, são mencionadas para um melhor entendimento.

Sendo assim, na fase de *feature construction*, é realizado um processo para descobrir informações ausentes sobre as relações entre as *features* e para aumentar o espaço de *features*, inferindo ou criando novas *features* com o objetivo de melhorar a precisão dos algoritmos de classificação, entender os dados e obter dados ocultos. , etc. (MOTODA; LIU, 2002). Neste estágio, de um conjunto de n *features* A_1, A_2, \dots, A_n , é possível construir *features* adicionais $A_{n+1}, A_{n+2}, \dots, A_{n+m}$, por meio de heurísticas, operadores lógicos, algoritmos, etc (MOTODA; LIU, 2002).

² <https://www.nltk.org/_modules/nltk/stem/rslp.html>. Acessado em 15 de maio de 2018.

³ <http://www.nltk.org/howto/portuguese_en.html>. Acessado em 15 de maio de 2018.

⁴ Palavras com alta ou baixa frequência no corpus — comuns ou raras — ou removidas por meio de *feature selection* — <http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.feature_selection.text.CountVectorizer.html>. Acessado em 03 de junho de 2018.

Por fim, no processo de extração de *features*, usa uma função de mapeamento para extrair um conjunto mínimo de novas *features* com base nas *features* originais e em métricas de desempenho, diferentemente da análise das relações entre *features* na fase de *feature construction* (MOTODA; LIU, 2002). Assim, com um conjunto inicial de n *features* A_1, A_2, \dots, A_n é possível extrair novas *features* $B_1, B_2, \dots, B_m (m < n)$, $B_i = F_i(A_1, A_2, \dots, A_n)$, onde F_i é a função de mapeamento (MOTODA; LIU, 2002). Analogamente, no processamento de *tweets* realizado no Cap. 6, o espaço de *features* é composto inicialmente por cada palavra extraída do processo de *Tokenization*, o qual posteriormente é reduzido pelas funções responsáveis pelos processos de *stemming* e remoção de *stopwords*.

2.6 Algoritmos de Aprendizado de Máquina

Os algoritmos de Aprendizado de Máquina podem ser (I) supervisionados, nos quais relações com resultados conhecidos são criadas com base nas características de entrada; (II) não-supervisionado, nos quais são conhecidas as características de entrada, mas não os resultados; (III) semi-supervisionados, nos quais podem ser definidas algumas das relações entre dados de entrada e resultados; (IV) por reforço, nos quais são estabelecidas ações com o foco em maximizar determinado ganho.

No contexto desse trabalho, os dados de entrada são conhecidos e foram classificados manualmente, devido a isso usamos aprendizado de máquina supervisionado para o desenvolvimento do modelo de classificação, abordagem a qual também possui melhor desempenho para a tarefa de classificação textual (DWIVEDI; ARYA, 2016). Com base nisso, realizamos uma revisão não sistemática e, de acordo com a literatura, os seguintes algoritmos são os mais utilizados para aprendizado supervisionado (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2007; DWIVEDI; ARYA, 2016; NARAYANAN et al., 2017):

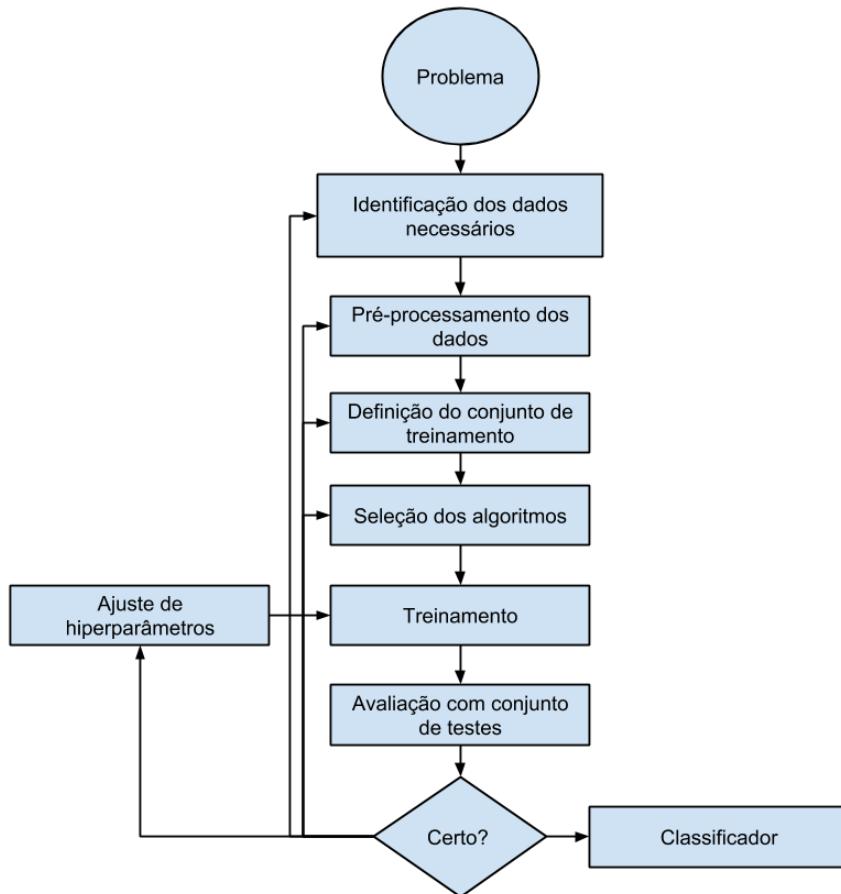
- Árvore de Decisão (*Decision Tree*).
- Floresta Aleatória (*Random Forest*).
- K-ésimo Vizinho mais Próximo (K-NN — *K-Nearest Neighbour*).
- Máquina de Vetores de Suporte (SVM — *Support Vector Machine*).
- *Naive Bayes*.

- Redes Neurais (*Neural Networks*).
- Regressão Logística (*Logistic Regression*).

2.6.1 Algoritmos de aprendizado supervisionado

De acordo com a Fig. 1, a aplicação de algoritmos de aprendizado supervisionado a um problema passa por algumas fases. As primeiras fases se referem aos processos de construção do conjunto de dados (*identification of required data*) e pré-processamento (*data pre-processing*), descritas respectivamente no Cap. 4 e seção 6.1, as demais fases (*definition of training set* — definição do conjunto de treinamento; *algorithm selection* — seleção do algoritmo; *training* — treinamento; *evaluation with test set* — validação com conjunto de teste; *classifier* — classificador) são explicadas na seção 6.5. É importante observar que não faz parte do escopo deste trabalho afinar os parâmetros dos algoritmos mencionados na seção 2.6 (fase *parameter tuning*), devido a isso as parametrizações padrões são utilizadas e descritas no apêndice F.

Figura 1 – Fluxograma do processo do aprendizado supervisionado



Fonte: (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2007)

Árvore de Decisão

As árvores de decisão podem ser utilizadas principalmente para problemas relacionados a classificação de instâncias — quando as variáveis alvo são categóricas — e regressão — quando as variáveis alvo são contínuas, além disso o algoritmo em si não tem premissas sobre os dados de entrada, ou seja, é não paramétrico. Os nós internos da árvore representam as variáveis de entrada e os nós-folha as classes (variáveis alvo ou de saída) que podem ser utilizadas para classificação. As arestas, por sua vez, determinam as conjunções utilizadas para as ligações entre os diferentes nós, formando assim os caminhos possíveis entre a raiz e os nós-folha (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2007).

O uso de uma árvore de decisão envolve o processo de construção de uma árvore de decisão binária ótima, que é conhecido como um problema NP-completo.

Devido a isso, existem inúmeras heurísticas eficientes para construir árvores de decisão quase ótimas, tais como a de ganho de informação, índice de gini, redução de variância, etc (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2007).

Algumas das vantagens da árvore de decisão estão relacionadas a fácil interpretação do aprendizado (*white box*), devido ao fato de ser possível visualizar e interpretar a árvore de decisão e bom desempenho com grandes volumes de dados; dentre as desvantagens, estão o alto custo computacional para grandes quantidades de variáveis e possibilidade de sobre ajuste quando a árvore atinge sua altura máxima (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2007; DWIVEDI; ARYA, 2016).

Floresta Aleatória

Florestas aleatórias ou florestas de decisão aleatórias são um método de aprendizado conjunto (*ensemble*) utilizados principalmente para classificação e regressão. O conceito geral de classificação em conjunto é o de combinar classificadores fracos, por meio de árvores de decisão, para formar um classificador com melhores métricas de desempenho. Duas abordagens comuns para a classificação em conjunto são a de *boosting* e *bagging*, que podem ser implementadas como árvores impulsionadas (*Boosted Trees*) e florestas aleatórias (RF — *Random Forests*), respectivamente (MCDONALD et al., 2014).

O processo que utiliza *boosting* ajusta (*fit*) o algoritmo a todos os dados de entrada, em seguida encontra o conjunto de pontos classificados erroneamente e ajusta outro algoritmo (escolhido por meio de voto ponderado) aos pontos classificados incorretamente. Tal processo é repetido recursivamente com conjuntos de dados menores até que o erro fique abaixo de um determinado limiar. Por sua vez, o processo que utiliza *bagging* ajusta um algoritmo selecionando aleatoriamente do conjunto de dados original vários conjuntos de instâncias para treinamento com *substituição* (um elemento pode aparecer várias vezes na amostra), ajustando em seguida um algoritmo simples (escolhidos por meio de votação majoritária) a cada uma dessas amostras (MCDONALD et al., 2014; DOGRU; SUBASI, 2018).

Em resumo, o algoritmo de florestas aleatórias constroi um conjunto de árvores de decisão e as une para obter previsões mais precisas e estáveis. Dife-

rentemente das árvores de decisão, o algoritmo RF previne sobre-ajuste por meio da criação aleatória de conjuntos de dados menores, o que implica também em árvores de menor altura. Há também a possibilidade de redução de desempenho, dependendo da quantidade de árvores criadas durante o processo de aprendizado (DOGRU; SUBASI, 2018).

K-ésimo Vizinho mais Próximo

O algoritmo *K-ésimo Vizinho mais Próximo* (*k*-NN — *k*-Nearest Neighbors) é uma abordagem para classificação e regressão não-paramétrica, na qual o processo de aprendizado é caracterizado por encontrar um grupo de *k* amostras que estão mais próximas de amostras desconhecidas, por exemplo, com base em funções de distância. A partir dessas *k* amostras, as classes das amostras desconhecidas são determinadas com base nas classes mais próximas de um conjunto de pontos previamente rotulados (SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016; NOI; KAPPAS, 2018).

Devido a característica de determinar os rótulos desconhecidos com base nos *k* mais próximos, o k-NN é considerado um método de aprendizado “preguiçoso” (*lazy learning*), com alto custo computacional durante a fase de classificação e baixo na fase de treinamento. Além disso, a eficiência do algoritmo depende da escolha de um bom valor para o *k*, é afetado por ruídos, variáveis irrelevantes e pelo tamanho do conjunto de dados que precisa ser revisatado (SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016; KIBANOV et al., 2018).

Máquina de Vetores de Suporte

O algoritmo *Máquina de Vetores de Suporte* (SVM — *Support Vector Machines*) é uma abordagem de aprendizado para tarefas de classificação e regressão, que funciona em torno do conceito de “margem” — de cada lado de um hiperplano responsável por separar duas classes de dados. Dessa forma, o algoritmo tem como objetivo maximizar a margem entre o hiperplano de separação e as instâncias de ambos os lados (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006; SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016).

Ao contrário do k-NN, a precisão e o desempenho do SVM são independentes do tamanho do conjunto de dados, mas dependentes do número de ciclos de treinamento. Sua complexidade não é afetada pelo tamanho do conjunto de dados de treinamento (o número de vetores de suporte selecionados pelo SVM é geralmente pequeno) (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006; SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016).

O SVM é muito utilizado em problemas de classificação de texto, que normalmente possuem altos espaços dimensionais e tem boa capacidade de generalização. No entanto, a velocidade de treinamento é menor em relação ao k-NNN e seu desempenho depende dos hiper parâmetros escolhidos (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006; SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016).

Dependendo do conjunto de dados, o SVM pode não conseguir localizar um hiperplano de separação devido a instâncias atribuídas incorretamente. O problema pode ser resolvido usando uma margem flexível que aceita algumas classificações erradas das instâncias de treinamento (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006).

Naive Bayes

Uma Rede Bayesiana (BN — *Bayesian Network*) é um modelo gráfico para relações de probabilidade entre um conjunto de variáveis. A estrutura de rede bayesiana S é um grafo acíclico direcionado (DAG — *Directed Acyclic Graph*) e os nós em S possuem uma correspondência um-para-um com o conjunto de variáveis X . As arestas, por sua vez, representam as influências casuais entre as variáveis, quando não existem arestas entre dois nós, não significa que eles sejam completamente independentes, pois podem ser conectados através de outros nós. Tais nós podem, no entanto, tornar-se dependentes ou independentes, dependendo da evidência que é definida em outros nós. Além disso, um nó é condicionalmente independente de seus não descendentes, dados seus pais (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006).

Redes Naive Bayesianas (NB — *Naive Bayesian*) são redes Bayesianas muito simples que são compostas de DAGs com apenas um pai (representando o nó não observado) e vários filhos (correspondentes a nós observados) com uma forte suposição de independência entre os nós descendentes no contexto de seu pai

(KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006). A suposição de independência entre nós descendentes comumente está errada e, por essa razão, os classificadores bayesianos geralmente são menos precisos do que outros algoritmos de aprendizado mais sofisticados (como o de Redes Neurais). Apesar disso, há evidências de que em determinados cenários a abordagem NB possui desempenho melhor do que algoritmos do estado da arte (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006).

A principal vantagem do NB é seu curto tempo computacional para treinamento, além disso, ao contrário das Redes Neurais ou SVM, não há hiper parâmetros a serem definidos, o que o torna mais simples de ser aplicado a uma grande variedade de tarefas. Apesar disso, o NB não é aplicável quando há necessidade de se considerar interações entre as variáveis (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006; SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016).

Redes Neurais

O aprendizado por meio de Redes de Neurais depende de três aspectos fundamentais: dados de entrada e função de ativação do neurônio; arquitetura da rede e o peso de cada conexão. Dado que os dois primeiros aspectos são fixos, o comportamento da rede é definido pelos valores dos pesos. A função de ativação mais simples é popularmente conhecida como perceptron (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006).

O conceito de perceptron, mapeia um conjunto de entrada de x_1 a x_n para um valor de saída $f(x)$ (0 ou 1 de acordo com um limiar determinado), considerando w_1 a w_n como pesos; abordagem a qual pode ser usada para aprender um aproximador de função não linear para classificação ou regressão. Perceptrons somente podem classificar conjuntos de instâncias linearmente separáveis, ou seja, se uma linha reta ou plano puder ser desenhado para separar as instâncias de entrada em suas categorias corretas, as instâncias de entrada serão linearmente separáveis e o perceptron encontrará a solução. Se as instâncias não forem linearmente separáveis, o aprendizado nunca chegará a um ponto em que todas as instâncias sejam classificadas corretamente, nesse contexto, Redes Neurais Artificiais (ANN — *Artificial Neural Networks*) as foram criadas para tentar resolver esse problema (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006; SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016).

Dessa forma, os perceptrons podem ser utilizados para formar uma rede neural com multicamadas (MLP — *Multi-layer Perceptron*), que consiste em um grande número de unidades (neurônios) unidos em um padrão de conexões. Unidades nessa rede são geralmente segregadas em três classes: unidades de entrada, que recebem informações a serem processadas; unidades de saída, onde os resultados do processamento são encontrados; e unidades centrais conhecidas como unidades ocultas. *Feed-forward ANN*, como a MLP, permitem que os sinais percorram somente um caminho, da entrada à saída (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006).

Geralmente, determinar corretamente o tamanho da camada oculta é um problema, porque uma subestimativa do número de neurônios pode levar a capacidades de aproximação e generalização ruins, enquanto nós excessivos podem resultar em superajuste e eventualmente tornar a busca pelo ótimo global mais difícil (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006).

A ANN depende de três aspectos fundamentais, funções de entrada e ativação da unidade, arquitetura de rede e o peso de cada conexão de entrada; dentre os inúmeros algoritmos com os quais uma rede pode ser treinada, o algoritmo de aprendizado mais conhecido e amplamente utilizado para estimar os valores dos pesos é o algoritmo (BP — *Back Propagation*). No entanto, o BP tende a ser mais lento de treinar do que outros, o que pode ser problemático em redes muito grandes e com uma alta quantidade de dados. Além disso, outra desvantagem das ANN é o fato de ser difícil entender o aprendizado obtido pela rede (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2006; SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016).

Régressão Logística

A Régressão Logística (LR — *Logistic Regression*) é um método estatístico no qual uma curva logística é ajustada ao conjunto de dados, com o objetivo de predizer presença ou ausência de determinada característica. A LR é semelhante a um modelo de regressão linear, mas é mais adequada para modelos em que a variável dependente é dicotômica, apesar disso, essa metodologia também pode ser utilizada para previsões de múltiplas classes (SCHEIN; UNGAR, 2007; KURT; TURE; KURUM, 2008; SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016).

Como a LR retorna a probabilidade de uma variável pertencer a determinada classe, os limites de classificação podem ser facilmente ajustados, no entanto, requer um tamanho de amostra grande para alcançar resultados estáveis, além de não lidar adequadamente com problemas não-lineares (KHEMPHILA; BOONJING, 2010; SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016).

2.6.2 Validação dos modelos de aprendizado supervisionado

A validação dos modelos para tarefas de classificação pode ser realizada por meio de *validação cruzada*⁵ (nos experimentos desse trabalho utilizamos 10 *folds* — subconjuntos do conjunto de dados de treinamento — para validar a generalização dos modelos) e métricas tais como: acurácia (ACC — *Accuracy*, Eq. 1), precisão PPV — *Positive Predictive Value*, Eq. 2), revocação (TPR — *True Positive Rate*, Eq. 3) e f_1 score (Eq. 4), que tem como entrada o número de casos reais positivos (P), negativos (N), verdadeiro positivo (VP), verdadeiro negativo (VN), falso positivo (FP) e falso negativo (FN):

$$ACC = \frac{VP + VN}{P + N} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$PPV = \frac{VP}{VP + FP} \quad (2)$$

$$TPR = \frac{VP}{P} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3)$$

$$f_1 score = \frac{PPV * TPR}{PPV + TPR} = \frac{2VP}{2VP + FP + FN} \quad (4)$$

2.7 Term frequencyInverse document frequency

TF-IDF é um algoritmo de ponderação de variáveis que combina as ponderações *frequência do termo* (TF — *Term Frequency*) e *inverso da frequência nos documentos* (IDF — *Inverse Document Frequency*) para calcular os pesos dos termos linguísticos (variáveis) em um determinado corpus. Em outras palavras, o peso da

⁵ <https://scikit-learn.org/stable/modules/cross_validation.html#cross-validation>

variável é proporcional a frequência com a qual aparece nos documentos, e inversamente proporcional a quantidade de documentos que contém o termo linguístico em questão (WU; YUAN, 2018; YAHAV; SHEHORY; SCHWARTZ, 2018).

Dentre as variações de implementação da ponderação $W_{t,d}$ (TF-IDF) existentes, a abordagem tradicional considera uma coleção de termos $t \in T$ que aparecem em um conjunto de N documentos $d \in D$, posto isso, defini-se como o produto entre $tf_{i,j}$ e idf_i — onde $n_{i,j}$ é a frequência do termo t_i no documento d_j , $\sum_k n_{k,j}$ o somatório da frequência de todos os termos do documento d_j e n o número de documentos onde t_i aparece ($n + 1$, caso $n = 0$) — conforme a seguinte equação (WU; YUAN, 2018):

$$\begin{aligned} tf_{i,j} &= \frac{n_{i,j}}{\sum_k n_{k,j}} \\ idf_i &= \log \frac{N}{n + 1} \end{aligned} \quad (5)$$

$$W_{t,d} = tf_{t,d} * idf_t$$

No contexto deste trabalho, entendemos documentos como as classes dos eventos de exceção. A *frequência dos termos* (TF — $tf_{t,d}$) é determinada por classe e a *frequência do termo - inverso da frequência nos documentos* (IDF — idf_t) como o inverso dos eventos de exceção, sendo N o tamanho do conjunto dos eventos de exceção, sob o qual df_t é definido. Os eventos de exceção são classificados em suas respectivas classes por meio dos modelos de aprendizado supervisionado, elencados na seção 2.6.1.

2.8 Algoritimo Apriori

O algoritmo *Apriori*⁶ normalmente é utilizado em mineração de texto para identificar relações entre conjuntos de itens e padrões, por meio de comparações de conjuntos de itens frequentes, para assim determinar regras de associação com base em métricas, tais como a de *suporte* (*support*) — indicador da frequência de determinados registros no conjunto de dados; *confiância* (*confidence*) — frequência com que determinadas regras de associações entre registros são encontradas encontradas como verdadeiras e *lift* — probabilidade de ocorrência de um consequente B

⁶ Utilizamos para este trabalho a implementação do algoritmo *Apriori* feita pela biblioteca *Apyori* <<https://pypi.org/project/apyori>>. Acesso em Janeiro, 08 de 2019

no conjunto de dados ($lift > 1$ indica que a regra de associação em questão pode ser utilizada para predição de um consequente B em conjuntos de dados futuros). Todas as métricas mencionadas anteriormente são detalhadas nas equações 6, 7, 8, 9 e 10 a seguir (PARK et al., 2018):

$$support(A) = \frac{\sum_{i=1}^n [A \in s_i]}{n} = P(A) \quad (6)$$

$$support(B) = \frac{\sum_{i=1}^n [B \in s_i]}{n} = P(B) \quad (7)$$

$$support(A \rightarrow B) = \frac{\sum_{i=1}^n [A \in s_i \wedge B \in s_i]}{n} = P(A \cap B) \quad (8)$$

$$confidence(A \rightarrow B) = \frac{support(A \rightarrow B)}{support(A)} = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = P(B|A) \quad (9)$$

$$lift(A \rightarrow B) = \frac{confidence(A \rightarrow B)}{support(B)} = \frac{P(B|A)}{P(B)} \quad (10)$$

Algoritmos para mineração de dados, como o *Apriori*, não tem tido seu potencial explorado no domínio de grandes volumes de dados relacionados ao transporte (PARK et al., 2018). Neste trabalho, aplicamos o algoritmo *Apriori* no conjunto de dados da *SPTrans* para identificarmos as regras de associação existentes, detalhadas no Cap. 8, com o objetivo de contribuirmos para a gestão do transporte público por ônibus da cidade de São Paulo.

3 Revisão Sistemática

Este capítulo apresenta uma Revisão Sistemática (RS) com o objetivo de encontrar o estado da arte de trabalhos que visam melhorar sistemas de transporte público por meio do processamento de tweets. Além disso, de uma forma mais ampla, busca-se também entender como os tweets têm sido utilizados na caracterização de problemas urbanos. Sendo assim, o capítulo é iniciado com a seção sobre o planejamento da Revisão Sistemática; seguida das questões de pesquisa utilizadas na formulação do problema da RS; do processo de coleta dos estudos primários; da avaliação dos dados coletados; da análise e interpretação dos estudos selecionados, concluindo com as considerações finais.

3.1 Planejamento da Revisão Sistemática

A presente Revisão Sistemática utiliza a metodologia proposta por BIOLCHINI et al. (2005), composta por cinco etapas. A primeira etapa está relacionada à formulação do problema, na qual é levantada uma questão central se referindo ao tipo de evidência que deverá estar contida na revisão. Em seguida, são construídas definições que permitem estabelecer uma distinção entre os estudos relevantes e irrelevantes para o propósito específico do que se está investigando (BIOLCHINI et al., 2005).

A segunda etapa da condução está relacionada à Coleta de Dados, na qual são definidos os procedimentos que serão utilizados para encontrar a evidência relevante que foi definida na etapa anterior. Nesta fase é extremamente importante determinar as fontes que podem fornecer estudos relevantes a serem incluídos na pesquisa (BIOLCHINI et al., 2005).

Na terceira etapa a Avaliação de Dados é definida, na qual são selecionadas as fontes primárias que deverão ser incluídas na revisão. Em seguida, são aplicados os critérios de qualidade para separar estudos que podem ser considerados válidos, e determinadas as diretrizes para o tipo de informação que deve ser extraída dos relatórios de pesquisas primárias (BIOLCHINI et al., 2005).

A quarta etapa da revisão é o processo de Análise e Interpretação, na qual os dados dos estudos primários válidos são sintetizados. E, na quinta etapa são realizados os processos de Conclusão e Apresentação (BIOLCHINI et al., 2005).

3.1.1 Justificativa da Revisão Sistemática

Esta Revisão Sistemática se justifica por não terem sido encontradas revisões sistemáticas com o foco em questões urbanas e de transporte público, abordando unicamente o processamento de *tweets*. Em (CHANIOTAKIS; ANTONIOU; PEREIRA, 2016), por exemplo, foi realizado um mapeamento de forma não sistemática dos trabalhos sobre o uso das mídias sociais em problemas relacionados ao transporte público; (STEIGER; ALBUQUERQUE; ZIPF, 2015), por outro lado, desenvolveram uma revisão sistemática sobre o uso do Twitter para questões espaço-temporais; e (JUNGHERR, 2016) no contexto político.

Devido a isso, a presente revisão sistemática se diferencia por ter como objetivo encontrar o estado da arte de trabalhos que visam melhorar sistemas de transporte público por meio do processamento de *tweets*. Além disso, de uma forma mais ampla, busca-se também entender como os *tweets* têm sido utilizados na caracterização de problemas urbanos.

3.2 Questões de Pesquisa

Nesta seção, são apresentadas as questões de pesquisa utilizadas para a formulação dos problemas abordados por essa Revisão Sistemática. Por meio das quais, busca-se atender os objetivos já mencionados na seção 3.1.1.

1. Quais os tipos de problemas urbanos abordados utilizando processamentos de *tweets*?

O propósito da QP1 é identificar quais são as contribuições do processamento de *tweets* para a mitigação de problemas urbanos. A resposta a essa questão de pesquisa ajudará especialistas das áreas multidisciplinares relacionadas ao Urbanismo (como a de Análise de Redes Sociais e Políticas Públicas) a terem

um panorama de como *tweets* podem ser utilizados para ajudar na solução de problemas urbanos.

Uma análise preliminar dos estudos primários permite elaborar a seguinte Hipótese de Pesquisa (HP1): alguns dos problemas urbanos abordados estão relacionados ao transporte, mobilidade urbana, turismo e desastres naturais.

2. Como *tweets* têm sido utilizados para abordar problemas relacionados ao transporte público?

O propósito da QP2 é identificar se *tweets* têm sido utilizados para solucionar problemas relacionados ao transporte público. A resposta a essa questão de pesquisa ajudará especialistas das áreas multidisciplinares relacionadas ao Urbanismo (como a de Análise de Redes Sociais e Políticas Públicas) a terem um panorama de como *tweets* podem ser utilizados para ajudar na solução de problemas referentes a mobilidade urbana.

Uma análise preliminar dos estudos primários permite elaborar a seguinte Hipótese de Pesquisa (HP2): *tweets* têm sido utilizados principalmente para questões relacionadas ao congestionamento, não tendo como foco o transporte público.

3. Quais as técnicas estatísticas utilizadas no processamento de *tweets*?

O propósito da QP3 é identificar quais as técnicas estatísticas utilizadas no processamento de *tweets*, principalmente no que se refere a análise de acurácia de classificação binária. A resposta a essa questão de pesquisa ajudará especialistas a terem um panorama de como garantir a confiabilidade ao utilizar dados oriundos de *tweets*, dentre outros aspectos relacionados a testes estatísticos.

Uma análise preliminar dos estudos primários permite elaborar a seguinte Hipótese de Pesquisa (HP3): F_1 score é a principal técnica estatística utilizada

para análise de acurácia de classificação binária.

4. Quais os paradigmas de processamento têm sido utilizados ao lidar com *tweets*?

O propósito da QP4 é identificar os paradigmas utilizados para processamento de *tweets*. A resposta a essa questão de pesquisa ajudará especialistas a terem um panorama das técnicas de processamento utilizadas na análise de *tweets*.

Uma análise preliminar dos estudos primários permite elaborar a seguinte Hipótese de Pesquisa (HP4): o principal paradigma utilizado tem sido o processamento de *tweets* em *batch (offline)*, após um processo de armazenamento. Poucos são os estudos que constroem uma plataforma para processamento de dados em tempo real.

5. Quais são os eventos de exceção relacionados ao transporte público?

O propósito da QP5 é identificar os eventos de exceção relacionados ao transporte público. A resposta a essa questão de pesquisa ajudará especialistas no levantamento de eventos de exceção relacionados ao transporte público, os quais podem ser utilizados em algoritmos de classificação.

Uma análise preliminar dos estudos primários permite elaborar a seguinte Hipótese de Pesquisa (HP5): há poucos ou nenhum estudo que, ao tratar de problemáticas relacionadas ao transporte público, realizam um levantamento dos eventos de exceção desse contexto.

6. Quais as técnicas de Aprendizado de Máquina utilizadas no processamento de *tweets*?

O propósito da QP6 é identificar as técnicas de Aprendizado de Máquina utilizadas no processamento de *tweets*. A resposta a essa questão de pesquisa ajudará especialistas a terem um panorama das principais técnicas de Aprendi-

zado de Máquina utilizadas no processamento de *tweets*.

Uma análise preliminar dos estudos primários permite elaborar a seguinte Hipótese de Pesquisa (HP6): a técnica *Support Vector Machine* tem sido utilizada na maioria dos estudos que aplicam aos *tweets* algum algoritmo de Aprendizado de Máquina.

3.3 Coleta de dados

Nesta Revisão Sistemática, os artigos foram coletados em quatro fontes de pesquisa, por meio da plataforma de indexação de trabalhos acadêmicos *Google Scholar*¹. Constam na Tab. 2 as bases pesquisadas no ano de 2017, quantidades de artigos coletados, descartados no processo de filtragem (Fig. 2, descrito na seção 3.4) e selecionados. Com base na QP1, a seguinte *string* de busca foi construída; restrita aos trabalhos publicados entre 2011 e 2016, escritos no idioma Inglês (devido ao fato das publicações relevantes, na área de Computação, estarem disponíveis nesse idioma):

String de busca: twitter urban planning city (analytics OR patterns OR tweets OR social OR media) AND (public transport)

Palavras-chave: twitter, urban, planning, city, analytics, patterns, tweets, social, media e public transport.

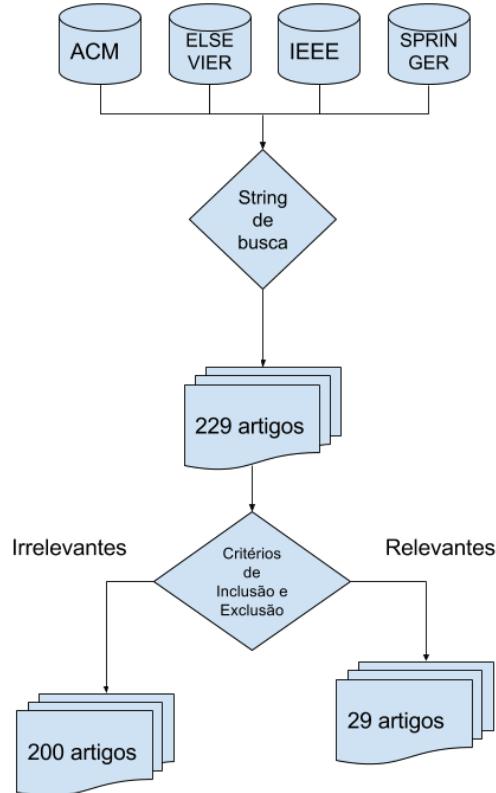
Tabela 2 – Quantidades de artigos coletados e fontes de busca

Fonte	Artigos coletados	Filtragem	Selecionados
ACM	44	34	10
IEEE	82	74	8
Elsevier	81	72	9
Springer	22	20	2
-	229	200	29

Fonte: Elaborado pelo autor

¹ <<https://scholar.google.com>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

Figura 2 – Processo de Filtragem



Fonte: Elaborado pelo autor

3.4 Avaliação de Dados

Visando selecionar os artigos relevantes para esta Revisão Sistemática, os seguintes critérios foram utilizados no processo de filtragem:

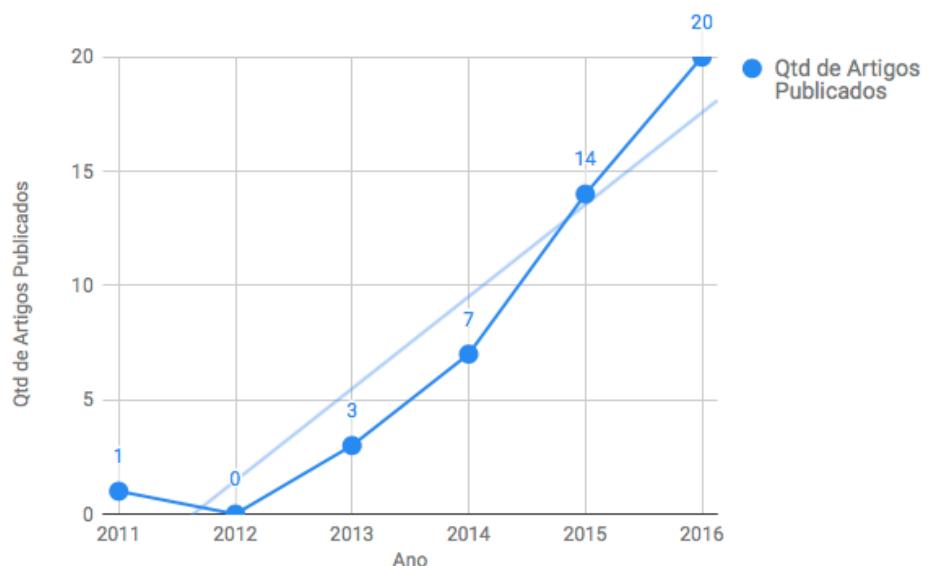
- Trabalho publicado (critério de qualidade).
- Trabalhos que utilizam *tweets* para abordar questões urbanas e de transporte público.
- Trabalhos duplicados.
- Trabalhos que estão fora do escopo da questão de pesquisa.

O processo de condução da Revisão Sistemática foi realizado utilizando os critérios acima mencionados, e está disponível em DIAS (2017) (não incluso neste trabalho com o objetivo de não deixar o texto exaustivo), assim como seu respectivo protocolo (no qual contém o detalhamento dos critérios de inclusão e exclusão,

dentre outros artefatos da condução). Após o processo de condução, alguns dos metadados dos artigos selecionados foram sintetizados.

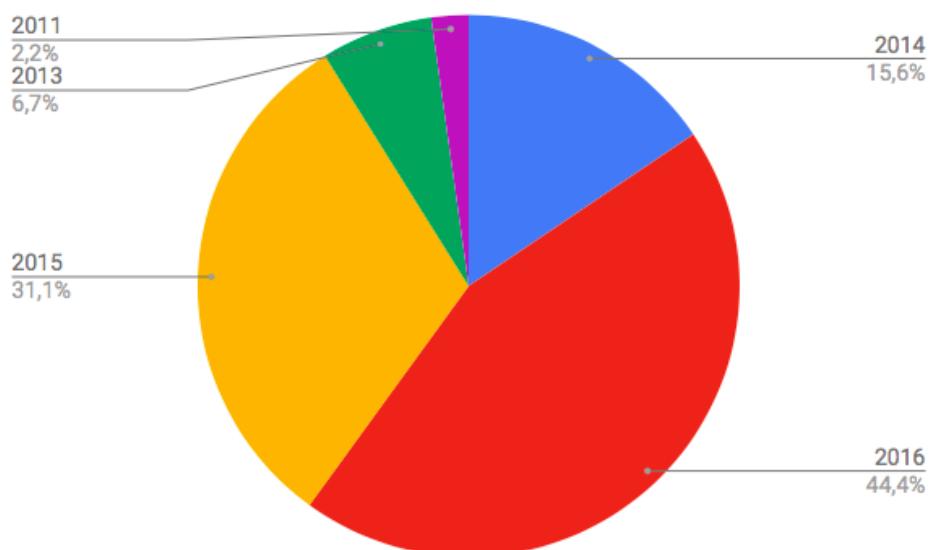
Sendo assim, a Fig. 5 apresenta uma nuvem de tags (gerada com a biblioteca *wordcloud* (Andreas Mueller, 2018)) sintetizando as palavras chaves dos estudos primários selecionados; e a Fig. 3 a quantidade de artigos publicados por ano, sendo possível analisar por meio dela a distribuição dos artigos entre 2011 e 2016, assim como sua respectiva porcentagem, ilustrada na Fig. 4.

Figura 3 – Quantidade de artigos publicados por ano



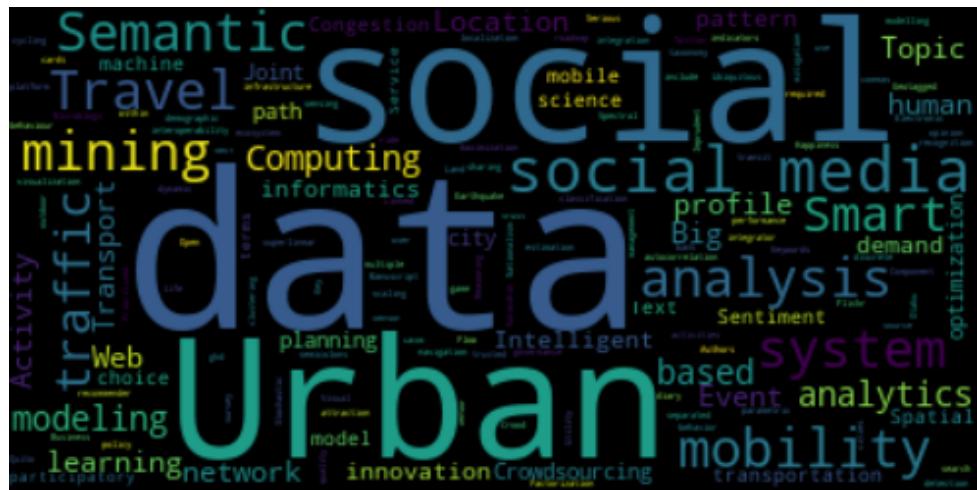
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4 – Porcentagem dos artigos publicados por ano



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5 – Nuvem de palavras das palavras chaves dos artigos selecionados



Fonte: Elaborado pelo autor

3.5 Análise e Interpretação

Nesta seção é realizada a análise e interpretação dos estudos primários selecionados pela Revisão Sistemática, sendo as seções divididas de acordo com as questões de pesquisa.

3.5.1 Tipos de problemas urbanos abordados utilizando o processamento tweets (QP1)

Os tipos de problemas urbanos abordados utilizando o processamento de tweets foram divididos nas seguintes categorias:

1. **e-Participation** (Interação entre cidadãos e órgãos civis) (MUKHERJEE et al., 2015), (SOOMRO; KHAN; HASHAM, 2016).
 2. **Detecção de zoneamento urbano** (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014).
 3. **Identificação de pontos de interesse** (FARSEEV et al., 2015), (GUTEV; NENKO, 2016), (BENDLER et al., 2014), (ABBASI et al., 2015), (GKIOTSALITIS; STATHOPOULOS, 2015), (GKIOTSALITIS; STATHOPOULOS, 2016), (HASAN; UKKUSURI, 2014), (MAGHREBI et al., 2015), (DI LORENZO et al., 2013).
 4. **Mobilidade** (GUTEV; NENKO, 2016), (CHEN et al., 2016), (YOUSSAF et al., 2014).

5. **Padrões demográficos** (FARSEEV et al., 2015), (GUTEV; NENKO, 2016), (STEIGER et al., 2015), (GUO et al., 2016).
6. **Poluição** (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016).
7. **Segurança Pública** (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016), (MATA; CLARAMUNT, 2015).
8. **Turismo** (THOMAZ et al., 2016), (ABBASI et al., 2015), (CHUA et al., 2016), (SOBOLEVSKY et al., 2015).
9. **Tráfego** (ANANTHARAM et al., 2015), (LECUE et al., 2014).

Conforme os estudos primários analisados pela Revisão Sistemática, e enumerados nessa seção, é possível interpretar que *tweets* podem ser utilizados para auxiliar na mitigação de inúmeros problemas urbanos. Apesar disso, (CHANIOTAKIS; ANTONIOU, 2015) observam que os *tweets* contendo informações sobre geolocalização são normalmente publicados em áreas relacionadas ao lazer, além de haver correlação entre regiões urbanas com maior renda *per capita* e o número de *tweets* postados. Tal evidência pode conduzir viés nas análises por representar somente algumas classes econômicas da população.

Considerando a observação anterior, um dos estudos analisados foi o realizado por (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016), na Cidade do México. Nesse estudo, foram mapeados os pontos da cidade referenciados em publicações relacionadas a doenças respiratórias e poluição, orientando tomadas de decisão no aspecto ambiental.

Além disso, há também exemplos de trabalhos relacionados a Segurança Pública, como o estudo de caso realizado por (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016), no qual foi enriquecido um conjunto de dados com *tweets* geolocalizados, visando analisar o impacto dos ataques terroristas (em Paris, em novembro de 2015) nos padrões de atividades urbanas (relacionadas ao uso de transporte público, serviços, realização de compras, e atividade noturna). Em um outro caso de aplicação, estimou-se por meio de *tweets*, a probabilidade de ocorrência de crimes e ameaças nas ruas da Cidade do México, sugerindo rotas seguras aos pedestres (MATA; CLARAMUNT, 2015).

Também, foram encontrados na literatura estudos que utilizaram *tweets* para inferir padrões demográficos. Por exemplo, em (FARSEEV et al., 2015); (GKIOTSA-LITIS; STATHOPOULOS, 2015); (GKIOTSALITIS; STATHOPOULOS, 2016), *tweets*

foram processados para analisar a distribuição etária e de gênero da população, assim como seus respectivos pontos de interesse (HASAN; UKKUSURI, 2014) e (MAGHREBI et al., 2015) (como locais para entretenimento, residência, trabalho, recriação, compras, educação e serviços sociais).

Tais pontos de interesse, podem ser utilizados em problemas relacionados ao transporte público (GUTEV; NENKO, 2016) e também ao Turismo, como no estudo realizado por (ABBASI et al., 2015) para identificar a locomoção de visitantes e residentes em pontos turísticos de Sydney; por (CHUA et al., 2016), ao caracterizar aspectos espaciais, temporais e demográficos, dos turistas da cidade de Cilento, Itália; e por (THOMAZ et al., 2016) na cidade de Curitiba (Brasil), no contexto da Copa do Mundo de 2014.

Nesse mesmo contexto, (GUO et al., 2016) estudaram algumas questões demográficas via análise de sentimento, encontrando correlação positiva entre oportunidades de emprego e sentimentos positivos, e negativa entre felicidade e número de crianças na população da Grande Londres. Outro caso de uso, foi o desenvolvido em (STEIGER et al., 2015), no qual *tweets* foram processados para identificar diferentes tipos de atividades em Londres, correlacionando-as com informações censitárias; e em (SOBOLEVSKY et al., 2015) ao estudar a atratividade da Espanha a turistas.

Um dos problemas relacionados à identificação de pontos de interesse se refere as incertezas espaço-temporais e de determinação de tópicos, o qual foi abordado pelo trabalho realizado por (BENDLER et al., 2014). Nele, os autores contribuíram com uma técnica para minimizar o problema ao processar *tweets*; analisando a causalidade entre o tempo e local das postagens realizadas, reduzindo assim os índices de incerteza, no contexto da cidade de São Francisco, EUA. Outro problema, relaciona-se com a questão da privacidade, pois as localizações dos usuários podem ser inferidas mesmo quando não disponibilizadas. Nesse cenário, (WANG; SINNOTT; NEPAL, 2016) propõem um Sistema de Calibração de Trajetórias Privadas (PTCS), usando os mecanismos de Privacidade Diferencial e de *k-anonymity*, com isso é possível extrair informações sobre trajetórias sem exposição de informações sensíveis, testado na extração de localizações por meio de *tweets*.

Outro contexto na literatura revisada está relacionado ao processamento dos eventos que acontecem na cidade (idealmente em tempo real, como sugerem (SO-

OMRO; KHAN; HASHAM, 2016)). Um dos estudos encontrados sobre esse assunto, foi o realizado por (ANANTHARAM et al., 2015), no qual foi desenvolvida uma técnica para identificar os diferentes tipos de eventos do cotidiano urbano, rotulando-os sequencialmente, por meio da anotação de *tweets* e extração de eventos, considerando aspectos espaciais, temporais e temáticos. Para isso, utilizou conhecimentos de domínio, tais como informações sobre os locais em uma cidade e possíveis termos para os eventos, identificando assim os relacionados ao tráfego da região da Baía de São Francisco, EUA.

Sobre a mesma temática, (DI LORENZO et al., 2013) desenvolveram uma ferramenta inteligente e interativa para exploração visual da dinâmica de eventos sociais ao longo das dimensões espacial, temporal e organizacional. O tráfego também foi objeto de estudo em (CHEN et al., 2016), ao relacionar eventos do trânsito com a demanda por bicicletas; e em (LECUE et al., 2014), ao demonstrar uma plataforma para análise inteligente do tráfego (em tempo real), com base em fontes heterogêneas de dados (incluindo *tweets* de agências oficiais de trânsito).

Em uma abordagem mais genérica, (MUKHERJEE et al., 2015) propuseram uma plataforma para processar (em *near real time*) questões urgentes da cidade, oriundas de diversas fontes (incluindo o *Twitter*), atuando como intermediadora entre cidadãos e agências civis. No que se refere a mobilidade urbana, mas não utilizando informações sobre pontos de interesse, (YOUSSAF et al., 2014) inferiram a afinidade entre usuários por meio da análise de *retweets*, possibilitando que rotas de corridas sejam compartilhadas entre pessoas com interesses em comum, tornando a viagem mais agradável.

De forma inusitada, (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014) utilizaram apenas *tweets* geolocalizados para analisar suas respectivas distribuições no espaço urbano, visando identificar a caracterização do uso da terra, considerando os zoneamentos urbanos industriais, residenciais, comerciais e de lazer. O trabalho foi realizado no contexto da cidade de Manhattan (EUA), Londres (Reino Unido) e Madrid (Espanha).

3.5.2 Casos de uso relacionados ao transporte público (QP2)

Nesta seção, são identificados os estudos primários que utilizam processamento de *tweets* tendo como foco a mitigação dos problemas relacionados ao transporte público; enumerados a seguir:

1. Impacto de eventos no transporte público.

- a) Impacto dos ataques terroristas em Paris no uso do transporte público (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016).
- b) Impacto de eventos relacionados ao tráfego na demanda por bicicletas, em Nova Iorque e Washington D.C, EUA (CHEN et al., 2016).
- c) Impacto dos pontos de interesse na demanda por transporte público (MAGHREBI et al., 2015).
- d) Impacto dos eventos anormais nas tomadas de decisão dos passageiros do Metrô de Tokyo (ITOH et al., 2016).
- e) Predição de fluxo de passageiros no Metrô de Nova Iorque (NI; HE; GAO, 2016).

2. Planejamento e gestão do transporte público.

- a) Análise de sentimento relacionada ao acesso ao transporte público (GUO et al., 2016).
- b) Coleta de informações relacionadas ao transporte público (GAL-TZUR et al., 2014).
- c) Identificação de locais para estações de bicicletas, em St. Petersburg, Rússia (GUTEV; NENKO, 2016).
- d) Identificação da disposição dos usuários para realizar viagens de lazer (GKIOTSALITIS; STATHOPOULOS, 2016).
- e) Plataforma para notificação de problemas relacionados ao transporte público de Bangalore, Índia (MUKHERJEE et al., 2015).

Conforme os estudos primários analisados pela Revisão Sistemática, e enumerados nessa seção, é possível interpretar que os estudos estão classificados em análise de impacto de eventos, planejamento e gestão do transporte público. Por exemplo, (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016) utilizaram *tweets* para analisar o im-

pacto dos ataques terroristas em Paris (2015) nos padrões de mobilidade referentes ao uso de transporte público. Semelhantemente, ITOH et al. (2016) desenvolveram uma ferramenta para analisar e explorar visualmente, com base em *tweets*, as tomadas de decisão dos passageiros do Metrô de Tokyo, ante a eventos anormais, tais como Tufões, Incêndios, Terremotos, dentre outros. Nesse mesmo contexto, (NI; HE; GAO, 2016) propuseram uma técnica de predição de fluxo de passageiros no Metrô de Nova Iorque, identificando eventos com base nas *hashtags* dos *tweets*. Enquanto que em (CHEN et al., 2016), analisaram a relação entre eventos do tráfego com a demanda por bicicletas.

No que se refere aos estudos focados no planejamento e gestão do transporte público, (MUKHERJEE et al., 2015) apresentam uma plataforma desenvolvida e utilizada pela Agência de Transporte Público de Bangalore, na Índia, a qual permite que usuários reportem questões relacionadas ao transporte público, possibilitando a melhoria do planejamento de suas respectivas operações, assim como o serviço prestado para a população. Nessa mesma linha de estudo, em (GUTEV; NENKO, 2016), *tweets* são utilizados para identificar a popularidade de determinados locais, pontos de interesse e distribuição etária, com o objetivo de determinar os melhores pontos para estações de bicicletas e incentivar assim o uso desse modal de transporte. Também relacionado aos pontos de interesse, (MAGHREBI et al., 2015) utilizaram *tweets* para identificar padrões das atividades humanas (em diferentes horários do dia) e seus respectivos impactos na demanda por transporte público.

Em (GAL-TZUR et al., 2014), por sua vez, utilizaram uma abordagem hierárquica para classificar *tweets* relacionados ao transporte. Com isso, demonstraram que é possível usar essas informações para fins de planejamento e gerenciamento do transporte. Tal técnica, foi aplicada em um estudo de caso associado a eventos esportivos, ocorridos no Reino Unido. A hierarquia é composta por três níveis, no primeiro, os *tweets* são classificados entre os que expressam a necessidade de serviços de transporte, opiniões e incidentes; o segundo, identifica a categoria do transporte; e último, relaciona *tweets* a tópicos.

Outro estudo que contribui com o planejamento do transporte público, é o realizado em (GKIOTSALITIS; STATHOPOULOS, 2015, 2016), no qual *tweets* foram processados para identificar a disposição dos usuários para realizar viagens relacionadas ao lazer (pontos de interesse), sugerindo a eles atividades com menor

tempo de percurso e probabilidade de atrasos. Além do tempo de percurso, outro ponto relevante considerado foi o de bom nível de acesso ao transporte público, o qual quando existente impacta positivamente na felicidade das pessoas e se correlaciona com sentimentos positivos, segundo a análise de sentimentos realizada por (GUO et al., 2016), utilizando *tweets* publicados na Grande Londres.

3.5.3 Técnicas estatísticas utilizadas no processamento de *tweets* (QP3)

Nesta seção, são apresentadas as técnicas estatísticas utilizadas pelos estudos primários, no processamento de *tweets*, enumeradas a seguir:

1. **Análise de métricas relacionadas a desempenho** (erro de reconstrução relativo, qualidade dos componentes descritivos recuperados e qualidade dos componentes comuns recuperados) (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016).
2. **Cosine similarity** (YOUSAFA et al., 2014), (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014).
3. **F_1 score** (ANANTHARAM et al., 2015), (CHEN et al., 2016).
4. **Term frequencyinverse document frequency** (TF-IDF) (MUKHERJEE et al., 2015).
5. **Inverse coefficient of variation** (BENDLER et al., 2014).
6. **Jackknife resampling** (BENDLER et al., 2014).
7. **Local Indicators of Spatial Association** (LISA) (STEIGER et al., 2015).
8. **Local Moran's** (STEIGER et al., 2015).
9. **Maximum likelihood estimation** (MUKHERJEE et al., 2015).
10. **Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average** (SARIMA) (NI; HE; GAO, 2016).
11. **Optimization and Prediction with hybrid loss function** (NI; HE; GAO, 2016).

Em (NI; HE; GAO, 2016), os autores utilizaram a técnica *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* em conjunto com Regressão Linear, propondo uma abordagem baseada em otimização paramétrica e convexa, chamada *Optimization and Prediction with hybrid loss function*, adequada para modelagem utilizando séries

temporais. Com isso, tal técnica foi aplicada na predição de fluxo de passageiros com base em *hashtags* de *tweets*.

Referente aos problemas relacionados a ambiguidade e identificação de contextos, (ANANTHARAM et al., 2015); (CHEN et al., 2016) e (GAL-TZUR et al., 2014) aplicaram a técnica *F₁ score* para analisar a acurácia do processamento de *tweets*. Por outro lado, em (MUKHERJEE et al., 2015), utilizaram a técnica *Maximum likelihood estimation* para determinar a probabilidade de ocorrência de um evento, assim como a confiabilidade da informação.

No que se refere a agrupamento, (YOUSAFF et al., 2014) agruparam usuários de acordo com a *Cosine similarity*, unindo pessoas com interesses em comum nos mesmos grupos. (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014), por outro lado, usou a mesma técnica para agrupar *tweets* de acordo com suas semelhanças quanto aos tipos de zoneamento urbano.

De forma isolada, no trabalho realizado por (MUKHERJEE et al., 2015), utilizaram a técnica TF-IDF na fase de classificação para o definir o *score* de categorias de eventos, escolhendo a mais relevante a ser buscada em um dicionário de categorias. Também isoladamente, (STEIGER et al., 2015) usaram a técnica LISA na identificação de *clusters* espaciais e valores esporádicos espaciais, obtendo assim os locais com atividades sociais. Além disso, também utilizaram a técnica *Local Moran's* para detectar diferentes padrões de atividade de acordo com o espaço geográfico.

Por último, (BENDLER et al., 2014) inovaram ao utilizar a técnica *Jackknife resampling* como inspiração para o desenvolvimento de uma abordagem que visa analisar a estabilidade estatística de um conjunto de categorias. Além disso, usaram também a análise *Inverse Coefficient of variation* para verificar a dispersão negativa da distribuição de um conjunto de variáveis.

3.5.4 Paradigmas de processamento (QP4)

Nesta seção, encontram-se a seguir apenas os paradigmas de processamento extraídos dos estudos primários analisados:

1. ***Batch processing*** (offline) (ANANTHARAM et al., 2015), (WEN; LIN; PELE-CHRINIS, 2016), (FARSEEV et al., 2015), (GUTEV; NENKO, 2016), (MATA;

CLARAMUNT, 2015), (CHEN et al., 2016), (ABBASI et al., 2015), (BENDLER et al., 2014), (BENDLER et al., 2014), (YOUSAF et al., 2014), (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014), (STEIGER et al., 2015), (GAL-TZUR et al., 2014), (GKIOTSALITIS; STATHOPOULOS, 2016), (DI LORENZO et al., 2013), (ITOH et al., 2016), (CHANIOTAKIS; ANTONIOU, 2015).

2. **Near Real Time** (MUKHERJEE et al., 2015).
3. **Real Time** (SOOMRO; KHAN; HASHAM, 2016), (LECUE et al., 2014).

3.5.5 Eventos de exceção relacionados ao transporte público (QP5)

Nesta seção, encontram-se a seguir os eventos de exceção relacionados ao transporte público, extraídos dos estudos primários:

1. **Acidentes.**
 - a) Acidentes nas estações transporte (ITOH et al., 2016).
 - b) Incêndio (ITOH et al., 2016).
2. **Espaço-temporais.**
 - a) Dia da semana (CHEN et al., 2016).
 - b) Hora do dia (CHEN et al., 2016).
3. **Eventos sociais.**
 - a) Feiras de rua (CHEN et al., 2016).
 - b) Festivais (CHEN et al., 2016), (LECUE et al., 2014).
 - c) Jogos esportivos (CHEN et al., 2016), (GAL-TZUR et al., 2014).
 - d) Passeatas e maratonas (CHEN et al., 2016), (ITOH et al., 2016).
4. **Eventos urbanos.**
 - a) Relacionados ao tráfego (CHEN et al., 2016), (LECUE et al., 2014).
5. **Desastres naturais.**
 - a) Tempestades (ITOH et al., 2016).
 - b) Terremoto (ITOH et al., 2016).
 - c) Tufões (ITOH et al., 2016).
6. **Metereológicos.**

- a) Dia claro, nublado, chuvoso, nevando, com neblina (CHEN et al., 2016).
- b) Temperatura do ar (CHEN et al., 2016).

3.5.6 Técnicas de Aprendizado de Máquina utilizadas no processamento de tweets (QP6)

Nesta seção, são apresentadas as técnicas de Aprendizado de Máquina utilizadas para processamento de *tweets*, extraídas dos estudos primários e enumeradas a seguir:

1. ***Bayes classification*** (MATA; CLARAMUNT, 2015).
2. ***C5.0 algorithm*** (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016).
3. ***Conditional Random Field (CRF) with Logistic Regression*** (ANANTHARAM et al., 2015).
4. ***Latent Dirichlet Allocation (LDA)*** (FARSEEV et al., 2015), (ABBASI et al., 2015), (HASAN; UKKUSURI, 2014), (DI LORENZO et al., 2013), (NI; HE; GAO, 2016) .
5. ***Linear Regression*** (GUTEV; NENKO, 2016), (BENDLER et al., 2014), (NI; HE; GAO, 2016), (GUO et al., 2016).
6. ***Monte Carlo simulation*** (CHEN et al., 2016).
7. ***PairFac*** (técnica inovadora que utiliza *Tensor Factorization*) (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016).
8. ***Random Forest classification*** (FARSEEV et al., 2015).
9. ***Support Vector Machine*** (MUKHERJEE et al., 2015), (GAL-TZUR et al., 2014).
10. ***Self-Organizing Maps*** (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014).

No contexto urbano, inúmeros eventos podem acontecer e impactar a população. O trabalho realizado por (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016), desenvolveu uma técnica que utiliza a análise de tensores discriminantes para aprender e de forma automatizada descobrir os impactos de um determinado evento no cotidiano da cidade. Numa abordagem mais simples, (CHEN et al., 2016) utilizou *Monte Carlo simulation* para treinar um modelo para predição de demanda por bicicletas, devido

a dificuldade de encontrar exemplos suficientes para usar outras abordagens de treinamento.

Especificamente sobre as técnicas de classificação, (MUKHERJEE et al., 2015) utilizaram *Support Vector Machine* para classificar os eventos recebidos de diversas fontes. Referente a essa abordagem, (GAL-TZUR et al., 2014) analisaram inúmeras técnicas de Aprendizado de Máquina, obtendo a melhor performance com o SVM, além disso, observaram como principal vantagem a sua capacidade de adaptação ao gênero e tarefas subjacentes.

Apesar disso, (GUO et al., 2016) utilizaram Processamento de Linguagem Natural (baseado em palavras chaves) para rotular sentimentos de *tweets*, devido a facilidade de escalar essa técnica (para processamento de milhões de *tweets*), em comparação a SVM. Outro caso de divergência é o do estudo realizado por (FARSEEV et al., 2015), no qual foi escolhido o modelo de classificação *Random Forest*, devido ao fato de ser mais adequado para classificação em espaço dimensional elevado, em vez das técnicas SVM e *Naive Bayes*, no que se refere a predição de idade e gênero usando *tweets*.

MATA; CLARAMUNT (2015), por sua vez, aplicou a técnica *Bayes Classification* em *tweets*, visando obter probabilidades relacionadas a crimes e ameaças em uma determinada localização. Por outro lado, (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016) usaram o *C5.0 algorithm* devido ao melhor desempenho em relação a *Bayes*, dependendo do tópico que está sendo classificado.

Para anotação de eventos, (ANANTHARAM et al., 2015) treinaram um modelo CRF (usando anotações baseadas em dicionários) para determinar os locais da cidade e os termos relacionados aos eventos expressos em *tweets*. E, isoladamente (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014) utilizaram a técnica *Self-Organizing Maps*, tendo como entrada os valores de latitude e longitude de *tweets*. Com isso, construíram um mapa segmentado em áreas urbanas, baseando-se nas regiões com diferentes concentrações de *tweets*.

Em relação a localidades, segundo (FARSEEV et al., 2015), a técnica LDA tem sido muito utilizada para identificação de pontos de interesses mencionados em *tweets*, sendo adequada para grandes bases de dados e agrupamento de *tweets* com tópicos similares, de acordo com (STEIGER et al., 2015). (ABBASI et al., 2015) exemplificou isso ao aplicar LDA para identificação de *tweets* relacionados ao

Turismo; (HASAN; UKKUSURI, 2014), para identificação de padrões de atividades humanas; e (DI LORENZO et al., 2013), para identificação de eventos sociais.

No entanto, (NI; HE; GAO, 2016) em vez de usarem LDA, extraíram hashtags de tweets para um vetor, utilizando-o para medir as atividades sociais e identificar seus respectivos contextos. Segundo (NI; HE; GAO, 2016), isso se justifica devido ao fato de que há uma grande chance do alto volume de tweets não indicar necessariamente eventos e atendimentos a eles. Além disso, afirmam que o método baseado em hashtag é capaz de indicar sobre o que é o evento, mesmo não utilizando o Inglês formal.

Por sua vez, em (GUTEV; NENKO, 2016), os autores utilizaram Regressão Linear (RL) para analisar a demanda por bicicletas de acordo com as localizações extraídas dos tweets. Enquanto que (BENDLER et al., 2014) usaram RL para fornecer evidências de que as categorias dos pontos de interesse se relacionam com as variáveis referentes ao espectro espaço-temporal; e (GUO et al., 2016) para analisar a correlação entre sentimentos positivos com as oportunidades de trabalho, com a quantidade de crianças, e com o acesso a transporte.

3.6 Considerações finais sobre a revisão sistemática

Em uma análise quantitativa dos estudos primários selecionados, podemos concluir que a quantidade de artigos publicados sobre o uso de tweets na caracterização de problemas urbanos e relacionados ao transporte público tem crescido consideravelmente, entre 2011 e 2016. Provavelmente, devido ao fato da popularização das Redes Sociais e grande quantidade de dados disponíveis para processamento.

Tais estudos estão concentrados em maioria na identificação de pontos de interesse, utilizando-os em diferentes contextos, tais como o de turismo, mobilidade. Além disso, abordam também problemas relacionados ao transporte e desastres naturais, confirmando a primeira hipótese (HP1) dessa Revisão Sistemática. As temáticas não abordadas pela HP1 foram as relacionadas a e-*Participation*, detecção de zoneamento urbano, padrões demográficos e segurança pública, demonstrando a variedade de problemas urbanos explorados com o processamento de tweets.

Referente a segunda hipótese, os estudos exploraram principalmente o impacto de eventos no transporte público, confirmando-a parcialmente. Isso, devido ao fato de um dos trabalhos explorar como os eventos relacionados ao tráfego impactam na demanda por bicicletas; não havendo nenhum outro sobre processamento de *tweets* para mitigação dos problemas envolvendo Tráfego. Outra temática não mencionada pela HP2 e sobre a qual há uma quantidade considerável de estudos, foi a do uso de *tweets* para o planejamento e gerenciamento do transporte público.

Independentemente dos problemas abordados por meio do processamento de *tweets*, dentre as 12 técnicas estatísticas elencadas, F_1 score foi a única referenciada como ferramenta para análise de acurácia de classificação binária, confirmando a terceira hipótese (HP3). Apesar disso, a HP3 não considerou outras técnicas importantes (com propósitos distintos), como a *Linear Regression*, amplamente utilizada nos estudos analisados. Referente as técnicas de Aprendizado de Máquina, a mais utilizada foi a *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), seguida da *Support Vector Machine* (SVM), confirmando parcialmente a sexta hipótese (HP6).

Por fim, apenas quatro dos vinte e nove estudos analisados, cerca de 14%, mencionaram *features* relacionadas ao transporte público, confirmando assim a quinta hipótese (HP5). Assim como a quantidade de trabalhos que realizam processamento de *tweets* em tempo real, sendo apenas dois do total analisado, cerca de 6%, que utilizam esse paradigma de processamento, o que confirma a quarta hipótese (HP4). É importante ainda observar que, outros estudos que mencionaram processamento em tempo real, realizaram na verdade coleta de *tweets* em tempo real, para análises a posteriori via processamento em *batch* (offline), categoria na qual a maioria dos estudos foram enquadrados.

4 Coleta e análise de dados abertos relacionados ao transporte público e eventos de exceção

Nesta seção, são apresentados os processos de coleta e análise de dados abertos relacionados ao transporte público e eventos de exceção, utilizados nos experimentos deste trabalho; além das conceituações sobre a GTFS (*General Transit Feed Specification*) e Redes Sociais.

4.1 General Transit Feed Specification

A GTFS (*General Transit Feed Specification*)¹, como o próprio nome sugere, é uma especificação de um formato comum (o que permite interoperabilidade) para troca de informações estáticas sobre transporte público. Um *feed* especificado na GTFS estática é composto por arquivos de texto (que seguem determinados requisitos semelhantes aos do formato CSV¹) compactados no formato Zip², e detalhados na Tab. 3. Cada arquivo modela diferentes perspectivas do transporte público, tais como paradas, trajetos, viagens e outros dados relativos a horário.

Além da GTFS estática existe a GTFS-realtime¹, que é uma extensão da GTFS estática, assim, para usar *feeds* em tempo real é necessário definir os arquivos estáticos da GTFS, que são utilizados na GTFS-realtime para obter as informações do sistema de transporte público. A GTFS-realtime é utilizada para transmissões em tempo real de três tipos de *feeds*¹, enumerados e detalhados a seguir:

1. Atualizações dos horários de parada.

- a) Descritor de viagem: viagem programada (de acordo ou próxima a uma programação GTFS), adicionada (não programada e adicionada, por exemplo, para atender à demanda ou substituir um veículo quebrado), desprogramada (que está sendo feita e não está associada a uma programação, por exemplo, quando não há uma programação, e os ônibus rodam em um serviço de translado), cancelada (viagem programada, mas removida), substituição (substitui uma parte da programação estática).

¹ <<https://developers.google.com/transit>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

² <<https://support.pkware.com/display/PKZIP/APPNOTE>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

- b) Indefinição: especifica o erro esperado no atraso real como um número inteiro, em segundos.

2. Alertas de serviço.

- a) Intervalo de tempo: o alerta será exibido eventualmente, no intervalo de tempo especificado.
- b) Seletor de entidade: agência (afeta toda a rede de transporte público), trajeto (afeta todo o trajeto), tipo de trajeto (afeta qualquer trajeto desse tipo, por exemplo, todos os ônibus), viagem (afeta uma viagem específica) e parada (afeta uma parada específica).
- c) Causa: desconhecida, outra causa (não representada por nenhuma destas opções), problema técnico, greve, manifestação, acidente, feriado, tempo, manutenção, construção, atividade policial, emergência médica.
- d) Efeito: sem serviço, serviço reduzido, atrasos significativos (atrasos não significativos só devem ser fornecidos por Atualizações de viagem), desvio, serviço adicional, serviço modificado, parada deslocada, outro efeito (não representado por qualquer uma dessas opções), efeito desconhecido.

3. Posições de veículos.

- a) Posição: a posição contém os dados de localização na posição do veículo, com os campos obrigatórios latitude e longitude, e com os campos opcionais rumo (direção que o veículo está seguindo), odômetro (distância que o veículo percorreu) e velocidade (velocidade no momento medida pelo veículo, em metros por segundo).
- b) Nível de congestionamento: congestionamento desconhecido, fluxo estável, paradas frequentes, congestionamento e congestionamento grave.
- c) Status de parada do veículo: chegando em (o veículo está prestes a chegar na parada em questão), parado em (o veículo está parado na parada em questão), em direção a (a parada em questão é a próxima parada do veículo — padrão).
- d) Descritor do veículo: id único (sistema de identificação interna do veículo), etiqueta de identificação (visível ao usuário) e placa real do veículo.

No demais, os *feeds* da GTFS-*realtime* são atualizados frequentemente, serializados em *Protocol Buffers*³ e transmitidos via protocolo HTTP⁴. A estrutura dos dados é definida em um arquivo *gtfs-realtime.proto*¹, usado para gerar o modelo de dados dos *feeds* em diferentes linguagens de programação, tais como *Java*, *C++* ou *Python*.

4.2 Corpus SPTrans

O corpus SPTrans é composto por dados obtidos do SIM, transferidos via AVL, e por dados fornecidos pela SPTrans no padrão da GTFS, detalhados na Tab. 4. Os dados de ambas as fontes não são triviais de serem processados (grande volume de dados, dados sem tipo explicitamente definido — não tratados, dados separados em lotes de dados — um arquivo para cada hora de movimentação dos ônibus, dados fora do formato convencional — por exemplo, 24h em vez de 0h), devido a isso foram desenvolvidos *scripts* para um processo de ETL (*Extract, Tranform and Load*).

No caso dos dados no padrão da GTFS, convertemos os dados originais de *string* para os seus respectivos tipos (*long*, *double*, *int* ou *string*) e padronizamos os valores referentes a hora para *POSIX timestamp*, e os referentes a latitude e longitude para *legacy coordinate pairs*⁵. Além disso, visando viabilizar *geospatial queries*, foram criados *geospatial indexes*⁵ nas *collections* contendo informações geolocalizadas, logo após serem criadas no *MongoDB*. Dessa forma, conseguimos usar *geospatial queries* para identificar as linhas afetadas por um determinado evento de exceção, dentro de um raio ajustável, por exemplo.

Os dados AVL utilizados nesta analise são referentes aos movimentos de ônibus ocorridos entre janeiro e dezembro de 2017 (solicitados por meio da *Lei de Acesso a Informação*⁶). De acordo com a Tab. 5, alguns dos dados de movimentação referentes a novembro e dezembro estão ausentes, segundo a *SPTrans*, essa ausência é justificada devido a períodos de indisponibilidade do sistema de monitoramento.

³ <<https://developers.google.com/protocol-buffers>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

⁴ <<https://tools.ietf.org/html/rfc2616>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

⁵ <<https://docs.mongodb.com/manual/geospatial-queries>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

⁶ <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2011/lei/l12527.htm>. Acessado em 23 de junho de 2018.

Os períodos indisponíveis foram identificados por meio de um *script*⁷ desenvolvido por este trabalho, para análises descritivas de grandes volumes de dados AVL, tais como: total de arquivos e espaço em disco, por período. O funcionamento do *script* consiste em gerar os respectivos nomes dos arquivos de movimentação que deveriam existir em determinado período, confrontando-os com os existentes na base obtida, além de sumarizar o espaço em disco e total de arquivos; tais meta dados estão especificados na Tab. 5. Além dos períodos indisponíveis, encontramos arquivos com linhas contendo dados divergentes do meta dados fornecido pela SPTrans, contidos na Tab. 6, tais registros foram ignorados para os experimentos deste trabalho.

Figura 6 – Evidência dos períodos de indisponibilidade de dados AVL referentes a Dezembro de 2017

Fonte: Resposta ao pedido de acesso a informação referente ao protocolo e-SIC 33310, 2017

⁷ <https://github.com/fcas/mobility-analysis/blob/master/scripts/data_set_analyser.py>. Acessado em setembro de 2018.

Tabela 3 – Detalhamento dos arquivos da GTFS

Nome do arquivo	Condisional	Contéudo ^a
<i>agency.txt</i>	Obrigatório	Contém uma ou mais agências de transporte público como fonte dos dados.
<i>stops.txt</i>	Obrigatório	Contém os locais individuais em que os veículos peggam ou deixam passageiros.
<i>routes.txt</i>	Obrigatório	Contém os trajetos de um grupo de viagens exibidas aos passageiros como um único serviço.
<i>trips.txt</i>	Obrigatório	Contém as viagens de cada trajeto. Uma viagem é uma sequência de duas ou mais paradas que ocorrem em um horário específico.
<i>stop_times.txt</i>	Obrigatório	Contém os horários de partida e chegada dos veículos em paradas específicas em cada viagem.
<i>calendar.txt</i>	Obrigatório	Contém datas para IDs de serviço que usam uma programação semanal. Especificam quando o serviço começa e termina, bem como os dias da semana em que o serviço está disponível.
<i>calendar_dates.txt</i>	Opcional	Contém as exceções para IDs de serviço definidos no arquivo <i>calendar.txt</i> . Se o arquivo <i>calendar_dates.txt</i> inclui todas as datas de serviço, ele pode ser especificado no lugar do <i>calendar.txt</i> .
<i>fare_attributes.txt</i>	Opcional	Contém informações sobre tarifas dos trajetos de uma empresa de transporte público.
<i>fare_rules.txt</i>	Opcional	Contém regras para implementação das informações de tarifa dos trajetos de uma empresa de transporte público.
<i>shapes.txt</i>	Opcional	Contém regras para desenhar linhas em um mapa para representar os trajetos de uma empresa de transporte público.
<i>frequencies.txt</i>	Opcional	Contém os intervalos entre as viagens nos trajetos.
<i>transfers.txt</i>	Opcional	Contém regras para conexões em pontos de baldeação entre os trajetos.
<i>feed_info.txt</i>	Opcional	Contém informações adicionais sobre o <i>feed</i> , incluindo editor, versão e informações sobre validade.

^a Os campos contidos em cada arquivo da especificação GTFS estão descritos no apêndice C, nas tabelas 17, 29.

Tabela 4 – Conjuntos e quantidades de dados especificados em GTFS pela SPTrans

Conjunto de dados	Quantidade de dados
<i>agency.txt</i>	1
<i>calendar.txt</i>	6
<i>fare_attributes.txt</i>	6
<i>fare_rules.txt</i>	5.400
<i>frequencies.txt</i>	39.625
<i>routes.txt</i>	291.634
<i>shapes.txt</i>	800.767
<i>stop_times.txt</i>	95.134
<i>stops.txt</i>	19.933
<i>trips.txt</i>	2.273
	1.254.779

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5 – Descrição do conjunto de dados AVL

Mês	Intervalo (dias)	Total de arquivos AVL	Espaço em disco (GB)
Janeiro ^c	1 - 31	744	102,44
Fevereiro	1 - 28	672	93,21
Março	1 - 31	744	102,64
Abril	1 - 30	720	97,04
Maio	1 - 31	744	101,46
Junho	1 - 30	720	97,13
Julho	1 - 31	744	104,95
Agosto	1 - 31	744	108,38
Setembro	1 - 30	720	109,89
Outubro	1 - 31	744	110,92
Novembro ^a	1 - 30	717	108,16
Dezembro ^b	1 - 31	738	110,89
	—	8,751	1,247.09

^a Arquivos indisponíveis em novembro:

- Movto_201711011200_201711011300.zip
- Movto_201711011300_201711011400.zip
- Movto_201711011400_201711011500.zip

Justificativa ao recurso em primeira instância de acesso a informação: “Conheço do recurso e nego provimento, informando que os registros solicitados não existem na nossa base e também não há informações de “log” que indiquem possíveis falhas ou indisponibilidade no sistema. Sendo assim, conforme já explicado anteriormente, não há condições técnicas de disponibilizar essas informações.” — resposta oficial da SPTrans, responsável: Paulo Cézar Shingai Diretor, Presidente da SPTrans.

^b Arquivos indisponíveis em dezembro, devido a falha na rede de transmissão de dados conforme apresentado no sistema interno de registro de interrupções do sistema, Fig. 6 — resposta oficial da SPTrans, responsável: Albino Silva da Rocha, Chefe de Gabinete da SPTrans:

- Movto_201712150100_201712150200.zip
- Movto_201712150400_201712150500.zip
- Movto_201712150500_201712150600.zip
- Movto_201712150600_201712150700.zip
- Movto_201712150700_201712150800.zip
- Movto_201712150800_201712150900.zip

^c Arquivos Movto_20170111000_20170111100 com 35 campos na linha 60.025 e Movto_201701110900_20170111100 com 21 campos na linha 1.075.548, ambos deveriam conter 19 campos de acordo com os meta dados fornecidos pela SPTrans.

Tabela 6 – Meta dados dos dados AVL da SPTrans

Nome do campo	Descrição do campo
<i>cd_evento_avl_movto</i>	Código sequencial identificador do evento
<i>cd_linha</i>	Código identificador da linha em operação
<i>dt_movto</i>	Data da gravação em banco de dados do evento gerado no AVL
<i>nr_identificador</i>	Código identificador do AVL
<i>nr_evento_linha</i>	Grupo de indicadores relacionados ao evento
<i>nr_ponto</i>	Código do ponto notável
<i>nr_velocidade</i>	Velocidade instantânea
<i>nr_voltagem</i>	Tensão de alimentação
<i>nr_temperatura_interna</i>	Temperatura do processador
<i>nr_evento_terminal_dado</i>	Código do evento relacionado no terminal de dados
<i>nr_evento_es_1</i>	Grupo de indicadores relacionados ao evento
<i>nr_latitude_grau</i>	Latitude da geolocalização do veículo
<i>nr_longitude_grau</i>	Longitude da geolocalização do veículo
<i>nr_indiceregistro</i>	Índice de geração do evento no AVL
<i>dt_avl</i>	Data da geração do evento no AVL
<i>nr_distancia</i>	Distância em metros do evento com relação ao evento anterior do mesmo AVL
<i>nr_tipo_veiculo_geo</i>	Código para identificação no software de mapeamento
<i>cd_avl_conexao</i>	Código interno utilizado para identificar qual a conexão utilizada para transmissão do evento
<i>cd_prefixo</i>	Prefixo do veículo

4.3 Redes Sociais

As Redes Sociais podem ser definidas como redes que possuem muitos relacionamentos, com grandes componentes conectados, altos coeficientes de agrupamento e grau de reciprocidade. Tais características, por exemplo, podem ser encontradas na rede social *Facebook*⁸. O *Twitter*⁹ além de possuir as características de rede social mencionadas anteriormente, pode ser caracterizado também como uma Rede de Informações. Nesse tipo de rede a interação dominante é a disseminação de informações entre os relacionamentos, com baixo índice de reciprocidade (MYERS et al., 2014).

No *Twitter* as informações (*tweets*) são publicadas contendo no máximo 280 caracteres; cada publicação pode receber *retweets* (ser compartilhada por outros usuários), comentários (diretamente no *tweet* — *replies* — ou de forma privada via caixa de mensagens) e *likes* (indicador de quantos usuários gostaram da publicação). Além dessas funcionalidades, os *tweets* podem conter menções a outros usuários (@nome do perfil) e rótulos (#*hashtag*) indicando assuntos, categorias, etc.

Devido as características citadas nos parágrafos anteriores, o *Twitter* tem sido uma rede social importante para compartilhamento de informações e acontecimentos do cotidiano. Tais acontecimentos podem ser classificados como eventos sociais, capazes de descrever desde eventos rotineiros (shows, jogos esportivos, etc.) a situações de crise (eventos de exceção — desastres naturais, mobilizações sociais, dentre outros) (ZHOU; CHEN, 2014), (ATEFEH; KHREICH, 2015).

4.4 Corpus Twitter

A Rede Social *Twitter*, foi escolhida como fonte de dados para a construção do conjunto de dados relacionados aos eventos de exceção. Isso devido ao fato de cada publicação ser limitada em 280 caracteres, o que reduz a complexidade de processamento do conteúdo publicado, e devido aos estudos existentes abordando problemas urbanos e de mobilidade urbana, conforme os analisados na revisão sistemática do Cap. 3.

⁸ <<https://www.facebook.com>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

⁹ <<https://twitter.com>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

Assim, o conjunto de dados utilizado para a identificação dos eventos de exceção é composto por *tweets*, em português brasileiro, dos perfis contidos na Tab. 1. É importante observar que, para esse projeto de pesquisa, apenas os *tweets* publicados pelas contas selecionadas serão considerados, descartando os relacionados às interações entre diferentes *profiles* (*retweets* e *replies*). Ou seja, os dados utilizados estão relacionados ao canal unidirecional de comunicação (no contexto de *e-participation*). Com essa restrição, evitamos problemas referentes a confiabilidade dos dados, o que nos permite focarmos na caracterização dos eventos de exceção e de seus respectivos impactos.

Sobre a seleção dos *profiles*, todos foram selecionados manualmente de acordo com os órgãos responsáveis por notificar eventos de exceção. Tais *profiles* são de caráter público, ou seja, o acesso aos *tweets* não envolve questões de privacidade. Apesar do acesso facilitado aos *tweets*, a API do Twitter limita a quantidade e frequência de requisições aos *endpoints*. Por exemplo, no protótipo desenvolvido (na linguagem de programação Java), há um artefato que coleta (utilizando o *plugin Twitter4J*¹⁰) os 3.200 *tweets* mais recentes (se disponíveis) de cada conta, através do *endpoint statuses/user_timeline*; o qual permite no máximo 180 requisições, em um intervalo de 15 minutos, com autenticação via conta de usuário¹¹.

Durante a coleta dos *tweets*, eles são mapeados para a seguinte classe do modelo da aplicação: *TweetInfo*, que contém as informações respectivas ao *id*, texto da publicação, *timestamp*, endereço extraído, latitude e longitude. Em seguida, o modelo é persistido no banco de dados não relacional *MongoDB*¹² e também no banco de dados de séries temporais *Druid*¹³ para exploração e visualização dos dados, processo explicado na seção 5. Os detalhes sobre o intervalo de tempo e o número de *tweets* coletados constam na Tab. 7.

Além dos *tweets* coletados, foram extraídos 625 endereços e seus respectivos dados de geolocalização. No entanto, por meio de uma análise manual percebemos dois problemas: (I) alguns endereços não foram extraídos; (II) apesar de o endereço ser extraído corretamente, encontramos geolocalizações fora do estado de São Paulo

¹⁰ <twitter4j.org>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

¹¹ <<https://dev.twitter.com>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

¹² <www.mongodb.com>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

¹³ <<http://druid.io>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

Tabela 7 – Intervalo de tempo e número de tweets coletados

Perfil no Twitter	Total de tweets^a	Timestamp 1^b	Timestamp 2^c
@BombeirosPMESP	6,632	2017-05-21	2017-12-01
@CETSP_	5,735	2017-02-20	2017-12-01
@CPTM_oficial	6,301	2017-04-24	2017-12-01
@governosp	6,011	2017-05-10	2017-12-01
@metrosp_oficial	8,621	2017-06-07	2017-12-01
@Policia_Civil	3,417	2015-04-15	2017-11-30
@PMESP	4,365	2016-06-02	2017-11-30
@saopaulo_agora	3,960	2016-11-18	2017-11-30
@smtsp_	1,316	2017-04-26	2017-12-01
@SPCEDEC	1,301	2015-06-09	2017-12-01
@sptrans_	9,956	2017-06-13	2017-12-01
@TurismoSaoPaulo	3,369	2012-06-12	2017-11-29
	60,984		

^a Número de tweets coletados.^b Timestamp mais antigo.^c Timestamp mais recente.

Fonte: Elaborado pelo autor

e do país. Assim, pretendemos melhorar o processo de extração dos endereços dos tweets e o restringir a geolocalização para a região de São Paulo.

5 Exploração e visualização de grandes volumes de dados

Este capítulo tem como objetivo apresentar uma arquitetura para visualizar e explorar grandes volumes de dados, a validação da arquitetura proposta é realizada com o Corpus AVL da SPTrans. Isso, porque além do grande volume esse conjunto de dados possui padrões complexos e demanda um sistema distribuído para serem processados, o qual é apresentado neste trabalho, capaz de suportar atividades analíticas, como visualização e exploração de dados. Tais análises, são importantes para o gerenciamento e planejamento do transporte público. Na seção 5.1 são mencionados alguns trabalhos referentes a visualização de dados, encontrados por meio de uma revisão não sistemática da literatura; na 5.2 é descrita a arquitetura do banco de dados *Druid*, principal componente da arquitetura proposta; na 5.3 a arquitetura em questão para processamento e exploração dos dados AVL; na 5.4 os resultados obtidos no estudo de caso e, por fim, na 5.5 as considerações finais.

5.1 Trabalhos relacionados

Em (CHEN; GUO; WANG, 2015) são mencionados conceitos básicos e fluxos de visualização de dados de tráfego (dos dados brutos, pré-processamento ao mapeamento visual, construído com símbolos visuais), além de uma visão geral das técnicas e métodos de processamento de dados relacionados para processar e descrever propriedades temporais, espaciais, numéricas e categóricas de dados de tráfego.

Analogamente, em (ANDRIENKO et al., 2017) é descrita uma tipologia de dados de tráfego, capaz de abordar suas respectivas propriedades, problemas e transformações relevantes para a análise. Além disso, são apresentadas abordagens analíticas visuais para analisar dados de tráfego de veículos, pedestres, passageiros dentro de sistemas de transporte, etc.

Por fim, no trabalho desenvolvido em (SERAJ; MERATNIA; HAVINGA, 2017) é apresentado um novo algoritmo para mapeamento de medições coletivas para monitorar as infraestruturas de transporte terrestre e, aliviar o impacto de imprecisões do GPS para monitoramento contínuo de infraestruturas de transporte por meio de *smart phones*.

Nenhum dos trabalhos mencionados anteriormente aborda o uso de software livre com suporte a computação distribuída, escalabilidade, tolerância a falhas, processamento em tempo real, baixa latência e visualização de grandes volumes de dados temporais; o que é explorado neste trabalho usando banco de dados *Druid* e o *Apache Superset* para analisar padrões complexos existentes nos dados AVL da SPTTrans.

5.2 *Druid*

O *Druid* é um banco de dados para análises exploratórias em tempo real (latências abaixo da sub-segundos) em grandes conjuntos de dados. A arquitetura distribuída do *Druid* é composta por um *cluster* com diferentes tipos de nós, que operam independentemente uns dos outros e possuem interação mínima entre eles. Existem duas dependências externas: (I) Apache Zookeeper¹, responsável pela coordenação do cluster e (II) um sistema de gerenciamento de banco de dados relacional (RDBMS — *Relational Database Management Systems*), para armazenar parâmetros operacionais adicionais e configurações (YANG et al., 2014).

5.2.1 Real-time nodes

Real-time nodes são responsáveis por ingerir, indexar e consultar fluxos de eventos. Periodicamente, cada nó agenda uma tarefa em segundo plano para procurar todos os índices localmente persistentes, mesclando-os para construir blocos imutáveis de dados com todos os eventos ingeridos em um período de tempo, conhecidos como *segmentos*, os quais podem posteriormente serem carregados para uma camada de *deep storage* (YANG et al., 2014).

Durante os processos mencionados anteriormente não há perda de dados. Além disso, a imutabilidade dos blocos permite a consistência de leitura e um modelo de paralelização simples: *historical nodes* podem simultaneamente examinar e agregar blocos imutáveis de forma não bloqueante (YANG et al., 2014).

¹ <<https://zookeeper.apache.org>>. Acessado em 23 de junho de 2018.

5.2.2 Historical nodes

Os *historical nodes* são responsáveis por carregar, descartar e servir *segmentos* imutáveis por meio de uma arquitetura *shared-nothing* (sem um único ponto de contenção entre os nós) (YANG et al., 2014).

5.2.3 Broker nodes

Os *broker nodes* são responsáveis por receber consultas e mesclar resultados parciais dos *historicals* e *real-time nodes* antes de retornar um resultado final consolidado para o cliente (YANG et al., 2014).

5.2.4 Coordinator nodes

Os *coordinator nodes* são responsáveis pelo gerenciamento e distribuição dos dados nos *historical nodes*, exigindo destes o carregamento, descarte e replicação dos dados (YANG et al., 2014).

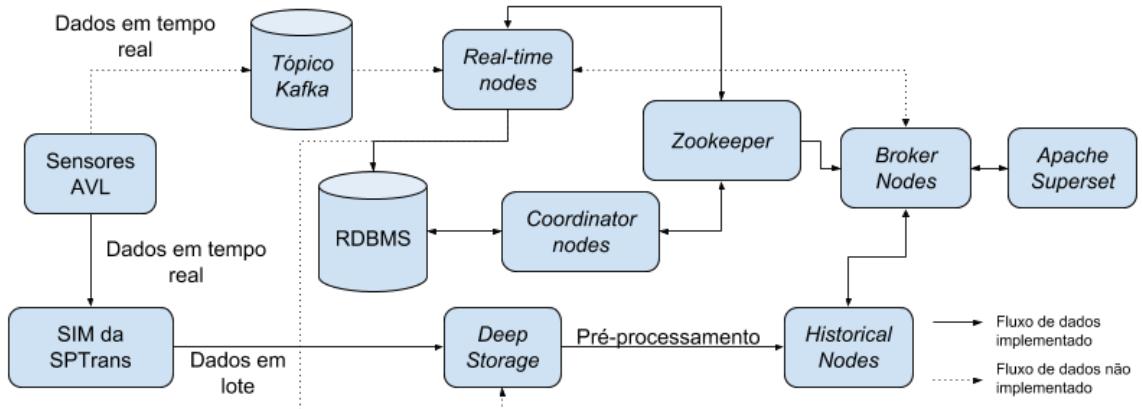
5.3 Arquitetura utilizada para visualização e exploração dos dados AVL da SPTrans

A Fig. 7 mostra a arquitetura utilizada no estudo de caso deste capítulo, composta pelos componentes do *Druid* em conjunto com o módulo *Apache Superset*² — software de código aberto para exploração e análise de dados, nativamente integrado ao *Druid*. Nesta arquitetura, dois fluxos para processamento de dados também são elencados: (I) *batch* e (II) *near real time*.

O fluxo de processamento em *batch* é executado a partir dos dados extraídos do sistema de monitoramento da *SPTrans*, ingeridos nos *historical nodes* (a latência de ingestão máxima medida é 22914.43 eventos / segundo / núcleo, com uma fonte de dados com 30 dimensões e 19 métricas (YANG et al., 2014)) e disponibilizados para o *Apache Superset* por meio dos *broker nodes* (que tem uma latência média de consulta de aproximadamente 550 milissegundos (YANG et al., 2014)). É importante

² <<https://superset.incubator.apache.org>>. Acessado em 23 de junho de 2018.

Figura 7 – Arquitetura usada no estudo de caso para visualização e exploração dos dados AVL da SPTrans



observar que o fluxo de processamento em *batch* é o fluxo de dados implementado neste estudo de caso.

Na arquitetura ilustrada na Fig.7, o fluxo de dados em *streaming* refere-se a uma proposta alvo para a *SPTrans*, a fim de permitir a exploração e visualização dos dados dos ônibus da cidade de São Paulo em *near real time*. Nesta proposta, os tópicos do *Apache Kafka* desempenham o papel de receptores do fluxo de dados, a partir dos quais os dados podem seguir tanto o processamento em *near real time* quanto *batch*.

Ambos os fluxos de dados mencionados anteriormente são válidos, o fluxo *streaming* não exclui a necessidade de um fluxo em *batch*, o qual pode ser usado para análises mais complexas dos dados em questão. Além disso, é importante observar que em ambos os fluxos há um estágio de pré-processamento de dados, para adequar os dados AVL as especificações exigidas para a ingestão no *Druid* (o que adiciona atraso no fluxo de processamento).

5.4 Estudo de caso com os dados AVL da SPTrans

Grandes volumes de dados podem conter padrões complexos e difíceis de serem identificados. Devido a isso, é importante construir visualizações auxiliares para o processo de análise de dados. Com este propósito, usamos o *Apache Superset*³, com suporte nativo ao *Druid*, para exploração e visualização do *corpus* da SPTrans.

³ <<https://superset.incubator.apache.org>>. Acessado em 29 de junho de 2018

As figuras 8, 9, 10 e 11 são exemplos de algumas visualizações construídas a partir dos dados de janeiro das linhas de ônibus selecionadas aleatoriamente.

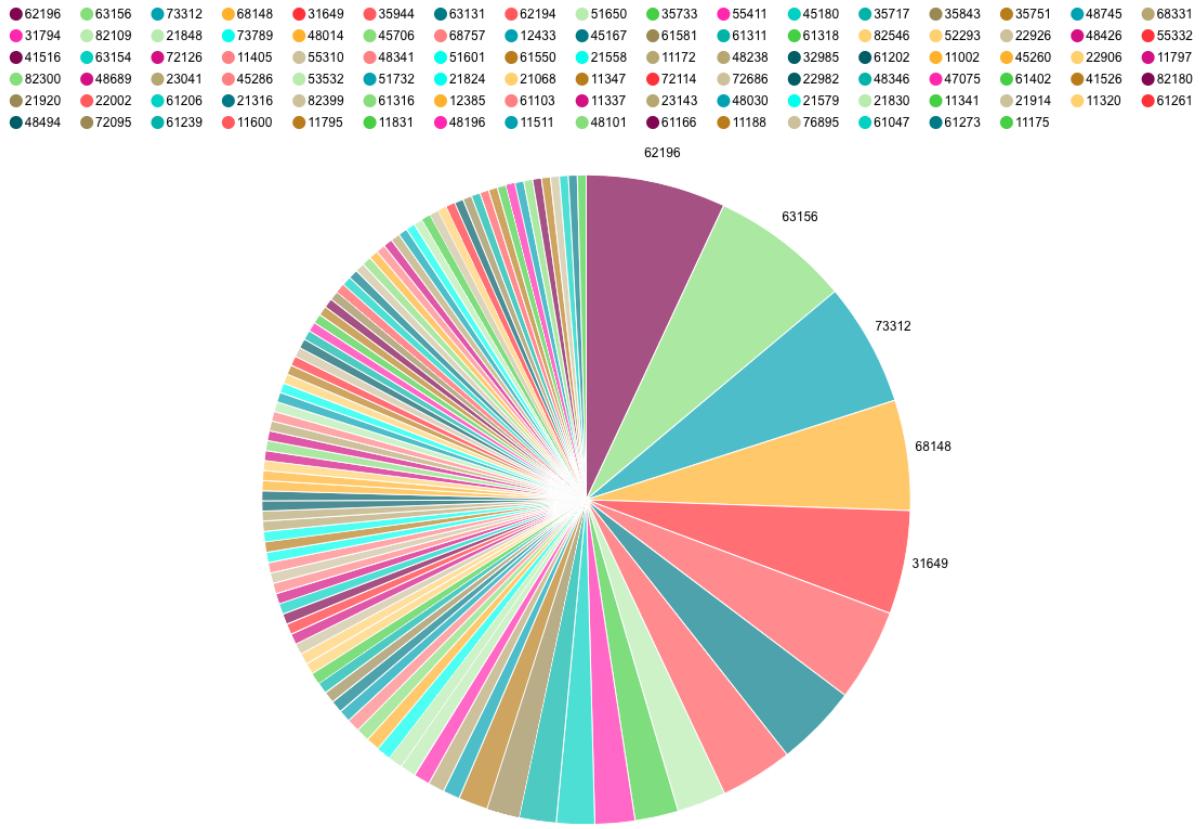
A Fig. 8 ilustra uma série temporal referente à quantidade de dados enviados por ônibus selecionados aleatoriamente, referentes a janeiro de 2017. Com esta visualização é possível observar, por exemplo, a oscilação da quantidade de dados enviados, assim como os picos de maior e menor volume de envio de dados e janelas de tempo com dados ausentes, que podem indicar inúmeros problemas relacionados a essas viagens, como eventos de exceção.

Figura 8 – Quantidade de dados enviados por dia por ônibus (selecionados aleatoriamente) em janeiro de 2017



A Fig. 9, representa a distribuição dos dados enviados em janeiro, a partir de uma amostra aleatória. Nessa figura é possível analisar que a distribuição da quantidade de dados enviados não é normalizada, ou seja, existem ônibus que normalmente enviam mais dados do que os demais. Há muitas razões possíveis para isso, por exemplo: viagens de ônibus mais longas que outras, regiões com diferenças climáticas; módulos AVL desatualizados; maior quantidade de ônibus em uma determinada linha, etc.

Figura 9 – Distribuição da quantidade de dados enviados por ônibus (selecionados aleatoriamente) em janeiro de 2017



Finalmente, os mapas exibidos pelas figuras 11 e 10 ajudam a identificar a localização a partir da qual os dados estão sendo enviados, permitindo visualizar possíveis pontos de falhas durante a transmissão desses dados. O primeiro mapa, respectivamente, refere-se à rota de uma única linha de ônibus e o segundo de todas as rotas; em ambos os casos, referentes aos dados de janeiro. Além disso, na Fig. 11, é possível observar a segregação urbana da cidade, devido ao fato de algumas regiões terem uma maior densidade de dados enviados, o que também indica regiões de maior tráfego, nas quais eventos de exceção teriam maior impacto.

5.5 Consideração sobre a arquitetura utilizada para exploração e visualização dos dados AVL da SPTrans

Este capítulo apresentou um estudo de caso relacionado à visualização de grandes conjuntos de dados, utilizando dados dos ônibus da cidade de São Paulo. Também, mostramos que é possível encontrar padrões complexos e incomuns e pos-

Figura 10 – Localizações enviadas em Janeiro de 2017 de uma linha de ônibus selecionada aleatoriamente

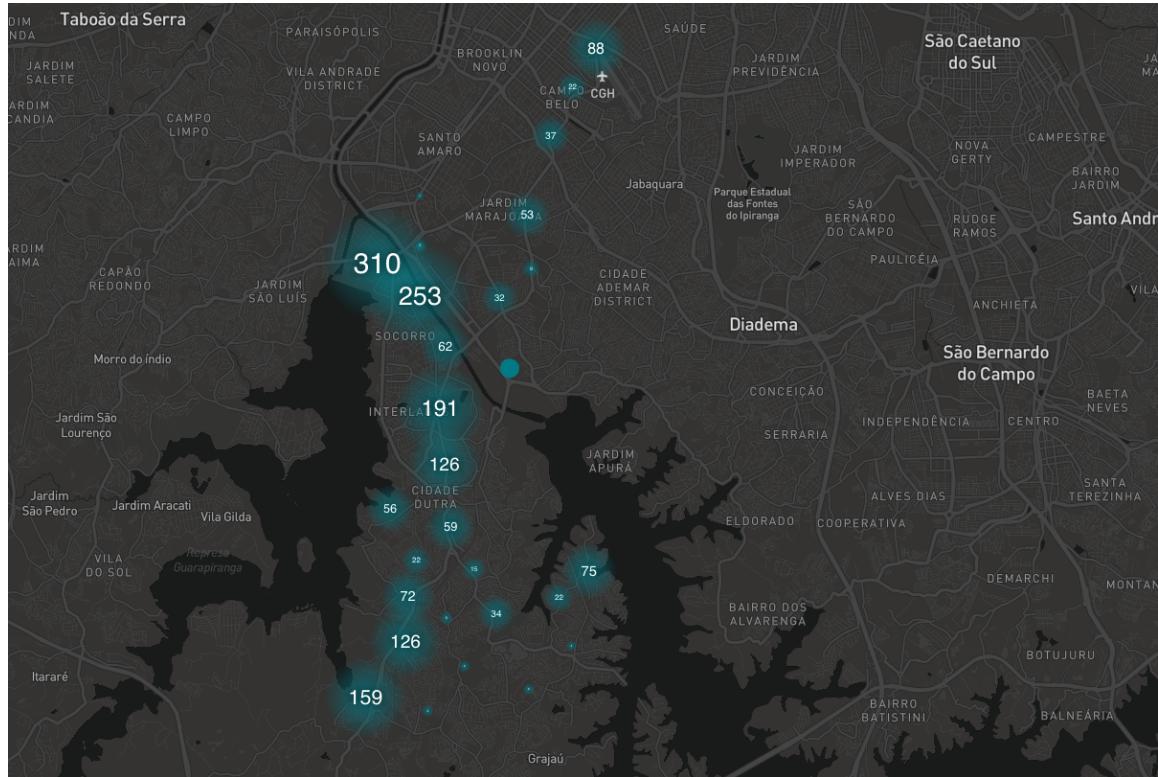
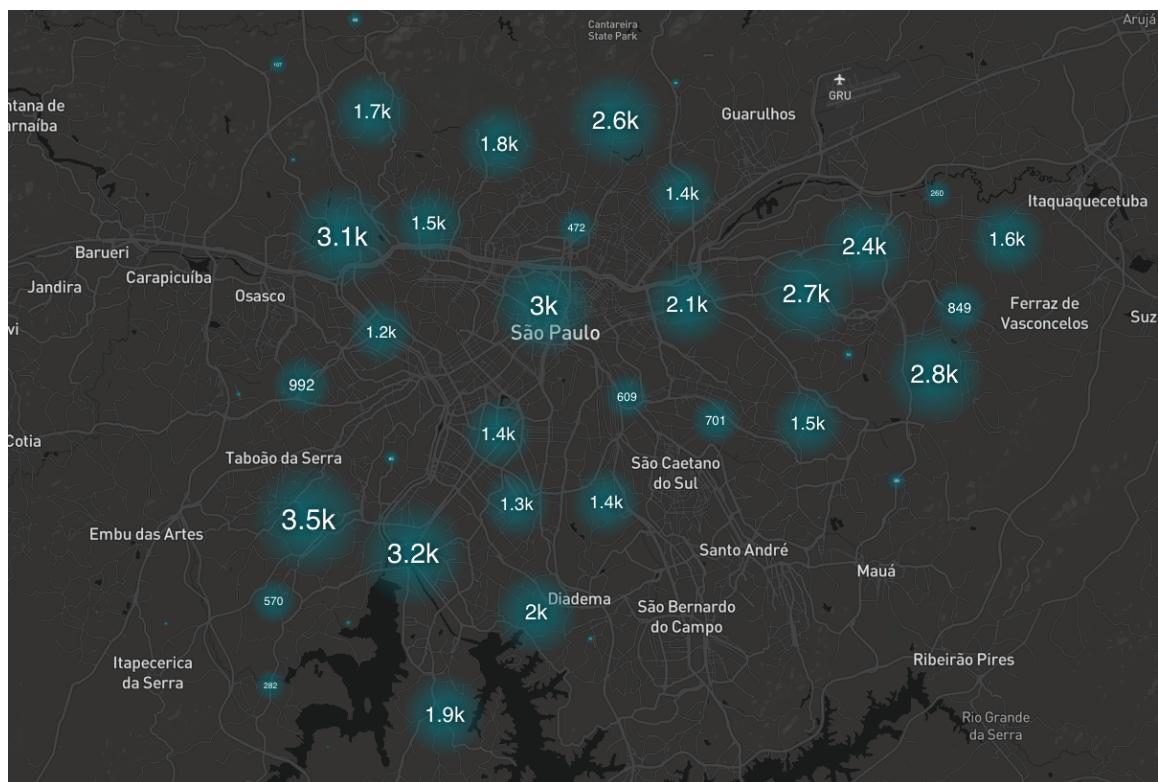


Figura 11 – Localizações dos ônibus referente a movimentação de Janeiro de 2017



síveis eventos de exceção em grandes conjuntos de dados por meio da visualização. O *Druid* e o *Apache Superset* demonstraram suporte a agregação, exploração e

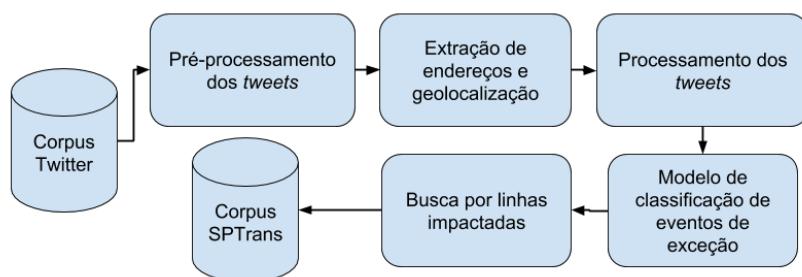
visualização de grandes conjuntos de dados. Como trabalho futuro, pretendemos implementar o fluxo de dados mencionado na Fig. 7, em um cenário de exploração e visualização de dados *near real time*.

6 Uma metodologia baseada em tweets para encontrar linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção na cidade de São Paulo

Nesta capítulo é apresentada uma metodologia baseada em tweets para identificar linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção. De acordo com a Fig. 12, a metodologia, explicada em detalhes na seções seguintes, é composta por:

1. Uma base de dados de tweets — *Corpus Twitter*.
2. Pré-processamento dos tweets existentes no conjunto de dados.
3. Extração de localização e geolocalização.
4. Processamento dos tweets.
5. Criação de um modelo de classificação de tweets em classes de eventos de exceção.
6. Identificação das linhas impactadas — por meio de consultas a base GTFS existente no *Corpus SPTrans* — a partir de um raio de cada evento de exceção.

Figura 12 – Metodologia baseada em tweets para encontrar linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção na cidade de São Paulo



6.1 Pré-processamento

Numa pré-análise do *Corpus Twitter*, podemos afirmar que os tweets publicados pelos perfis selecionados evitam o uso de gírias, abreviações, erros de digitação; conforme consta nos tweets de exemplo contidos no trecho de código em json, no apêndice A. Isso diferencia tais tweets dos tweets publicados por usuários comuns do Twitter, que contém erros gramaticais, de sintaxe e que normalmente dependem de análise contextual para que possam ser interpretados.

Apesar disso, com base na literatura analisada ((STEIGER et al., 2015), (MIDDLETON; MIDDLETON; MODAFFERI, 2014), (KOBANI; SCHÜTZE; BURKOVSKI,

2010), (SETIAWAN; WIDYANTORO; SURENDRO, 2017), (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016)), as seguintes etapas de pré-processamento são necessárias para remoção de ruído e redução da dimensão do espaço de *features* e foram realizadas para o *Corpus Twitter*:

- *Case folding*: processamento de normalização de todas as letras do texto (de a-z) para minúsculas.
- Remoção *URLs* e menções a outros *tweets*.
- Remoção de acentos, *emoticons* e pontuações substituídas por espaços vazios.
- *Stemming* — realizado neste trabalho na fase de processamento mencionada na seção 6.3, com o objetivo de não afetar o processo de extração de endereços.

Além disso, é importante observar que (I) as informações referentes a data e hora mencionadas no conteúdo dos *tweets* (*stopwords* específicas do domínio) são removidas do texto original. As informações de data e hora consideradas para os eventos de exceção são as contidas nos meta dados dos *tweets*, posto que ao analisarmos os *tweets* verificamos que as informações de data e hora contidas no texto normalmente são referentes a eventos futuros, os quais não são considerados por este trabalho; (II) os *retweets* não estão presentes no *Corpus Twitter*; (III) no pré-processamento não há transformação do conteúdo dos *tweets*, embora trabalhos como os relacionados a identificação de sentimentos usem esse meio para transformar *emoticons* nos sentimentos que eles representam (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016); (IV) as *hashtags* não são removidas dos *tweets* originais, pois são importantes para a classificação dos eventos de exceção.

Uma atenção especial foi dada às *hashtags*, que são relevantes para a classificação de eventos de exceção, mas adicionam ruído à fase de extração de endereços. Para mitigar o problema, *hashtags* são identificados e substituídos por espaços vazios no processo de extração de endereço. Além disso, é importante notar que as *hashtags* não são removidas dos *tweets* originais.

6.2 Extração de endereço e geolocalização

Analizando o conteúdo dos *tweets* das contas selecionadas, é possível observar que os textos publicados seguem um determinado padrão e, portanto, são na verdade

semi-estruturados. Ante a isso, usamos a seguinte expressão regular para extrair os endereços presentes no conteúdo dos *tweets*:

$$ER = \{L_1|S_1|L_2|S_2|\dots|L_n|S_n\}\{[a - z\grave{A} - \ddot{y}] +\} \quad (11)$$

A expressão anterior é dividida em dois conjuntos, no primeiro ($\{L_1|S_1|L_2|S_2|\dots|L_n|S_n\}$), (L — logradouros) e (S — acrônimos de espaços públicos) são concatenados para especificar um filtro e identificar sequências inicializadas com espaços públicos ou seus respectivos acrônimos. No segundo conjunto ($\{[a - z\grave{A} - \ddot{y}] +\}$), é especificado um filtro para identificar um conjunto de palavras após L ou S, que são candidatas a compor o endereço desejado.

Essas palavras são candidatas porque é difícil saber quantas palavras após L ou S pertencem ao endereço, no entanto, as contas selecionadas publicam padrões visíveis após os endereços. Como consequência, um método possível para encontrar o endereço desejado é a remoção desses padrões após o início do endereço.

Após a extração do endereço, é necessário geolocalizar o endereço encontrado — apenas 1,5 % de *tweets* têm geolocalização (NIU et al., 2016) — o que é possível, por exemplo, usando a API de geocodificação do Google Maps¹. Os parâmetros de URL utilizados neste trabalho para chamar a API mencionada anteriormente são: (I) *address* — o endereço desejado; (II) *bounds* — uma caixa delimitadora para o resultado retornado, a qual é especificada pelas coordenadas de latitude / longitude dos cantos sudoeste e nordeste de São Paulo; (III) *region* — código da região com dois caracteres, por exemplo, *br* para o Brasil e (IV) *token* — *token* usado na autenticação da API.

Em seguida, a resposta HTTP é processada para obter os valores da localização (que contém informações de latitude e longitude) e o *endereço formatado*. É importante observar que os *tokens* do endereço extraído (*endereço não formatado*) são *stopwords* específicas do *corpus* em caso de alta frequência de eventos de exceção localizados neste endereço, devido ao fato de que nesse cenário elas são tratados como *features* relevantes para o modelo de classificação. Portanto, os *tokens* dos endereços extraídos são armazenados para serem removidos na fase de processamento dos *tweets*.

¹ <<https://developers.google.com/maps/documentation/geocoding>>. Acessado em 11 de Abril de 2018.

6.3 Processamento de tweets

Nesta fase, os *tweets* são preparados para serem usados para treinar um modelo de classificação de eventos de exceção; neste momento, todos os *tweets* já foram pré-processados. Conforme mencionado na seção anterior, nesta fase, os *tokens* dos endereços extraídos armazenados são removidos para redução de ruído e as *stopwords* do português brasileiro filtradas² e todos os demais *tokens* processados por um *stemmer* para o português brasileiro³ para reduzir a dimensão do espaço de *features*.

6.4 Classificação manual do Corpus Twitter

Encontrar eventos de exceção envolve a identificação de eventos relacionados a uma exceção, o que é possível por meio de classificação de *tweets* (manualmente ou de forma autônoma). De acordo com a revisão sistemática realizado no Capítulo 3, as seguintes classes podem ser usadas para classificar eventos de exceção:

1. Acidentes.

- a) Acidentes nas estações transporte (ITOH et al., 2016).
- b) Incêndio (ITOH et al., 2016).

2. Espaço-temporais.

- a) Dia da semana (CHEN et al., 2016).
- b) Hora do dia (CHEN et al., 2016).

3. Eventos sociais.

- a) Feiras de rua (CHEN et al., 2016).
- b) Festivais (CHEN et al., 2016), (LECUE et al., 2014).
- c) Jogos esportivos (CHEN et al., 2016), (GAL-TZUR et al., 2014).
- d) Passeatas e maratonas (CHEN et al., 2016), (ITOH et al., 2016).

4. Eventos urbanos.

² Stopwords do português brasileiro obtidas da NLTK — <<https://www.nltk.org>>. Acessado em 19 de Abril de 2018.

³ RSLP Stemmer — <http://www.nltk.org/_modules/nltk/stem/rslp.html>. Acessado em 19 de Abril de 2018.

- a) Relacionados ao tráfego (CHEN et al., 2016), (LECUE et al., 2014).

5. Desastres naturais.

- a) Tempestades (ITOH et al., 2016).
- b) Terremoto (ITOH et al., 2016).
- c) Tufões (ITOH et al., 2016).

6. Metereológicos.

- a) Dia claro, nublado, chuvoso, nevando, com neblina (CHEN et al., 2016).
- b) Temperatura do ar (CHEN et al., 2016).

Após o estudo do domínio do conhecimento, por meio da revisão sistemática para coletar as classes de exceção, o Corpus Twitter, contendo 60.984, foi classificado manualmente de acordo com suas respectivas classes. Tal conjunto foi usado para treinar o modelo de classificação de tweets em classes de eventos de exceção.

6.5 *Modelo de classificação de tweets relacionados a eventos de exceção*

O corpus obtido da fase de processamento de tweets é representado por meio de um *bag-of-words*, que contém vetores de *features* criados usando a medida *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF). A bag-of-words é particionada aleatoriamente em conjuntos de treinamento (60%) e teste (40%), os quais são entradas para os algoritmos de classificação mencionados na seção 2.6.1.

6.6 *Encontrando linhas de ônibus afetadas por eventos de exceção*

Para encontrar as linhas de ônibus afetadas por eventos de exceção, é necessário correlacionar latitude e longitude dos eventos de exceção com as *stops* da GTFS da SPTrans. Como mencionado anteriormente, os dados referentes as *stops* contém os locais individuais em que os veículos pegam ou deixam passageiros, incluindo coordenadas de latitude e longitude.

De acordo com a seção 4.2, todas as coordenadas são armazenadas em pares no formato *legacy* e em coleções com índices geoespaciais. Assim, é possível usar a

função `$near` do MongoDB⁴ para encontrar as *stops* próximas às coordenadas do evento de exceção. Como consequência da GTFS, o *stop_id* faz parte dos atributos contidos no arquivo de *stops*, referindo-se a um código de parada de ônibus com o qual é possível correlacioná-lo com as bases *stop_times* e *lines* (por meio do atributo *trip_id* existente em *stops*) para obter mais detalhes sobre a direção da linha de ônibus, identificação, etc.

6.7 Resultados

A metodologia foi aplicada ao Corpus Twitter⁵. No final do pré-processamento e processamento dos *tweets*, o corpus obteve 414,637 palavras, com um vocabulário de 13,915 palavras. O comprimento máximo das sentenças do conjunto de dados é 19, sua respectiva variação é ilustrada pela Fig. 13.

Todos os *tweets* existentes no *Corpus Twitter* foram classificados manualmente de acordo com os eventos de exceção identificados. Este conjunto de dados é composto pelas seguintes classes: Acidente, Irrelevante — quando o *tweet* não é um evento de exceção, Desastre Natural, Evento Social e Evento Urbano. A Fig. 14 ilustra a distribuição das classes de eventos de exceção em cada conta selecionada.

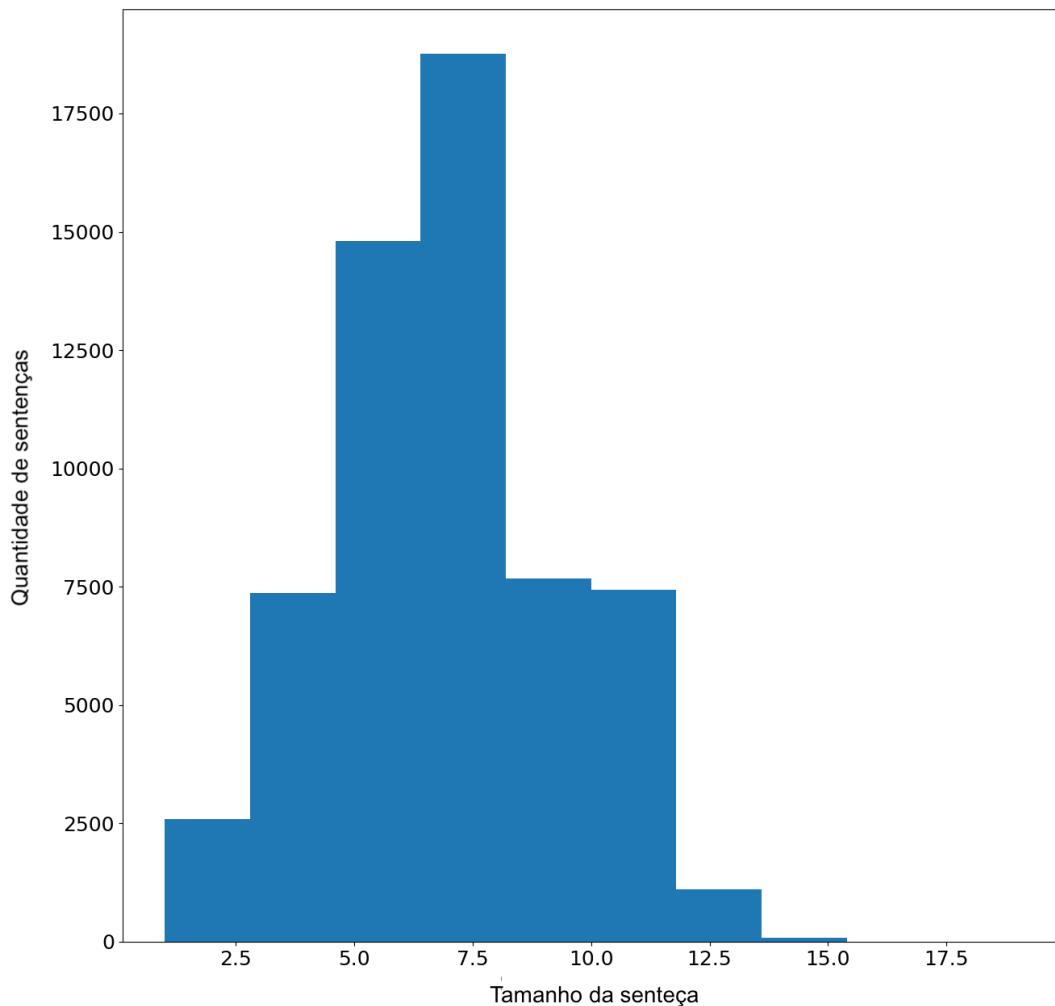
Esse conjunto de dados rotulado foi usado para treinar modelos de classificação de eventos de exceção, com base em uma *bag-of-words*, descrita na Seção 6.5. De acordo com a Tab. 8, o modelo que usa o algoritmo *Multi-layer Perceptron* obteve maior acurácia para a tarefa de classificar os *tweets* em eventos de exceção. A matriz de confusão relacionada ao algoritmo de *Multi-layer Perceptron* é ilustrada pela Fig. 15, as matrizes de confusão dos demais algoritmos podem ser consultadas no apêndice E.

Dos 60.984 *tweets* 10.027 foram classificados manualmente em eventos de exceção e desse subconjunto encontrados 8.112 endereços, de acordo com a Tab. 9 — desconsiderando o tipo de localidade *APPROXIMATE* — (o que representa 80,90% do total dos *tweets* classificados como eventos de exceção, sem considerar a classe

⁴ <<https://docs.mongodb.com/manual/reference/operator/query/near/>>. Acessado em 18 de Maio de 2018.

⁵ Conjunto de dados disponível em: <<https://drive.google.com/drive/folders/16NIevLsBR0A45UHdPDvv2lZZx6gF4R0p?usp=sharing>>. Acessado em 8 de Setembro de 2018.

Figura 13 – Histograma da variação dos tamanhos das sentenças dos tweets existentes no *Corpus Twitter*



Irrelevant). A quantidade de endereços extraídos por classe está descrita na Tab. 9, as razões para tweets sem endereço extraído são:

1. Tweets apenas com o ponto de interesse, ou seja, não consta explicitamente o endereço.
2. Tweets sem informação de endereço.
3. Tweets com nome de logradouro incomum (por exemplo *passagem, complexo viário, ligação sentido*).

Figura 14 – Distribuição das classes dos eventos de exceção do Corpus Twitter

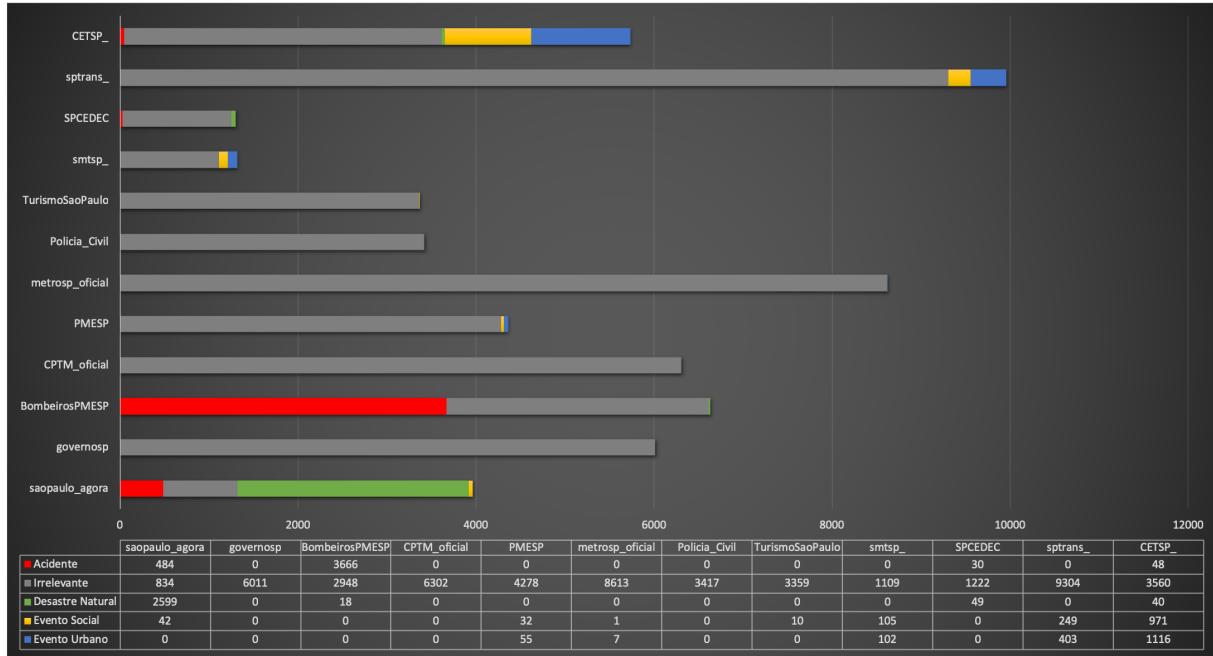


Tabela 8 – Métricas das avaliações dos algoritmos utilizados para classificação dos tweets em eventos de exceção

Algoritmo	ACC	PPV	TPR	f1-score
Complement Naive Bayes	0,941	0,949	0,941	0,944
Decision Tree	0,965	0,965	0,965	0,965
K-Nearest Neighbors	0,970	0,971	0,970	0,970
Logistic Regression	0,969	0,968	0,969	0,968
Multi-layer Perceptron	0,973	0,972	0,973	0,972
Multinomial Naive Bayes	0,953	0,952	0,953	0,949
Random Forest	0,970	0,970	0,970	0,970
Support Vector Machine	0,833	0,694	0,833	0,757

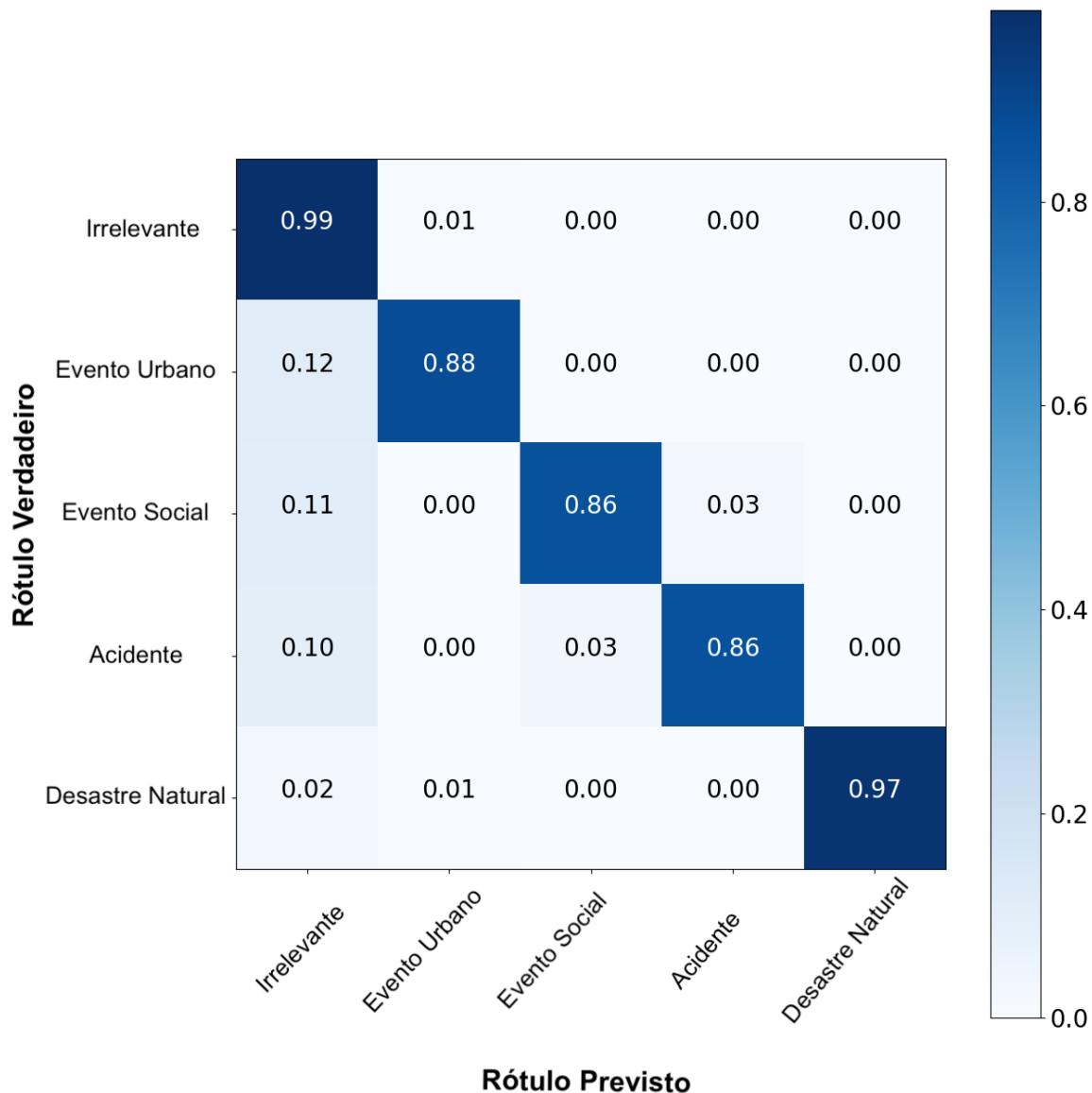
4. Tweets com endereços com palavras concatenadas (por exemplo avenidapaulista).

Os tipos de localidades⁶ podem ser classificados em:

1. ROOFTOP — Indica que o resultado retornado há informações de localização com precisão a nível do endereço de rua.
2. RANGE_INTERPOLATED — Indica que o resultado retornado reflete uma aproximação interpolada entre dois pontos precisos (como interseções). Geralmente,

⁶ Disponível em <<https://developers.google.com/maps/documentation/geocoding>>. Acessado em 16 de setembro de 2018.

Figura 15 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo *Multi-layer Perceptron*



os resultados interpolados são retornados quando os códigos geográficos do *rooftop* não estão disponíveis para um endereço de rua.

3. *GEOMETRIC_CENTER* — Indica que o resultado retornado é o centro geométrico de um resultado.
4. *APPROXIMATE* — Indica que o resultado retornado é aproximado.

Neste estudo de caso, desconsideramos os endereços com classificação *APPROXIMATE*, devido ao fato de poderem comprometer a confiabilidade das análises realizadas.

Tabela 9 – Quantidade de eventos extraídos por classe

Classe	#endereços extraídos ^a	#APP ^b	#GEO ^c	#RANGE ^d	#ROOF ^e
Acidente	3.439	7	805	1.130	1.497
Irrelevante	451	13	292	6	140
Desastre Natural	2.464	9	340	719	1.396
Evento Social	793	4	761	2	26
Evento Urbano	1.002	4	942	10	46
	8.149	37	3.140	1.867	3.105

^a Total de endereços extraídos

^b Total de endereços extraídos com o tipo de localidade APPROXIMATE

^c Total de endereços extraídos com o tipo de localidade GEOMETRIC_CENTER

^d Total de endereços extraídos com o tipo de localidade RANGE_INTERPOLATED

^e Total de endereços extraídos com o tipo de localidade ROOFTOP

A Fig. 16 ilustra os endereços⁷ mais afetados por eventos de exceção e a Fig. 17 parte da distribuição desses eventos na região central de São Paulo. É importante ressaltar que os eventos de exceção encontrados estão concentrados em endereços e regiões onde normalmente ocorrem em São Paulo, o que valida a metodologia desenvolvida.

Consideramos que uma linha de ônibus é afetada por um evento de exceção se uma *stop* estiver dentro de um raio de 1000 metros de distância do evento. Utilizando este critério, o total de 992 linhas de ônibus foram afetadas por eventos de exceção durante este período, sendo “33389” o código de linha de ônibus mais impactado. Essa linha específica foi impactada por 1.301 eventos de exceção. A Tab. 10 lista as linhas de ônibus que foram impactadas por mais de 600 eventos de exceção.

6.8 Considerações finais sobre a metodologia desenvolvida

Este experimento apresenta uma nova metodologia para classificação de eventos de exceção e analisa seus respectivos impactos no sistema de transporte coletivo por ônibus da cidade de São Paulo. De acordo com os experimentos realizados, o algoritmo com maior acurácia para classificação de tweets em eventos de exceção

⁷ Lista completa está disponível em <<https://docs.google.com/spreadsheets/d/1gn1cTDifUJEPdgcU67SC45GdYHRKmIHtAfJwRBm088s/edit?usp=sharing>>. Acessado em 09 de setembro de 2018.

Figura 16 – Endereços mais impactados por eventos de exceção

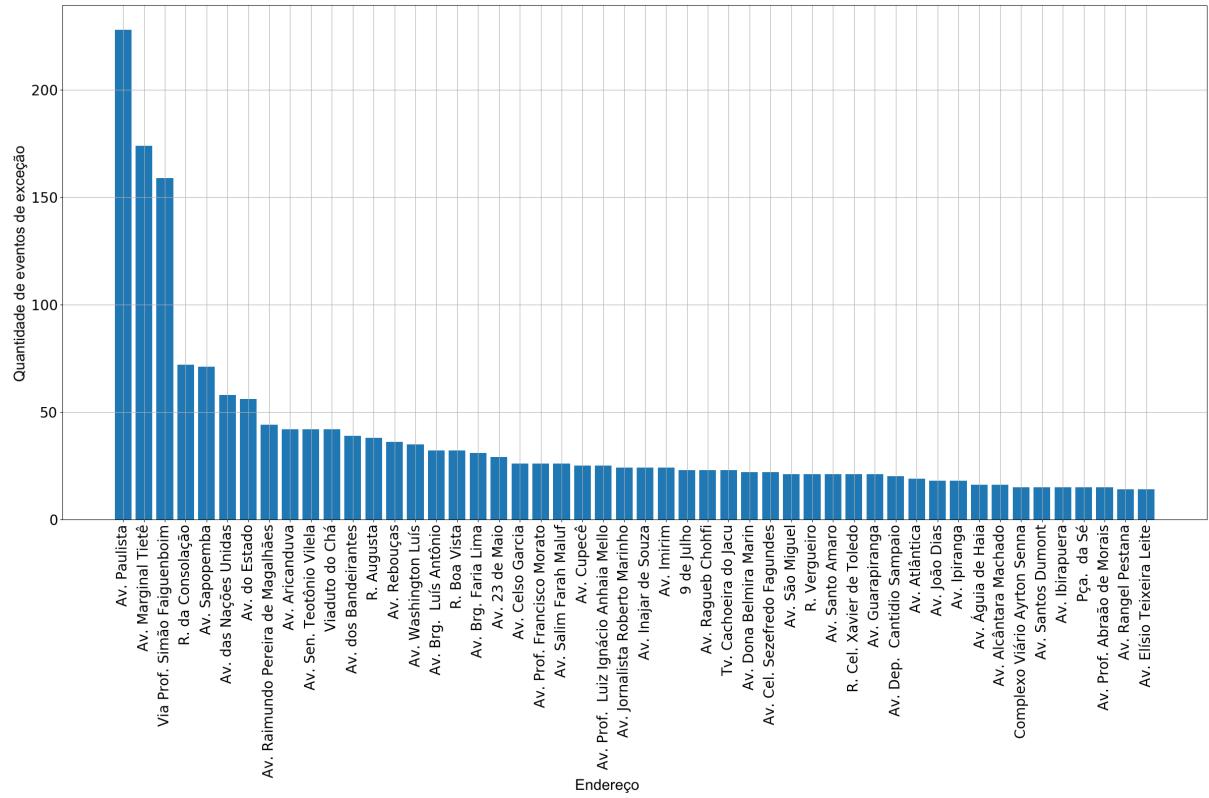


Figura 17 – Distribuição dos eventos de exceção na região central de São Paulo

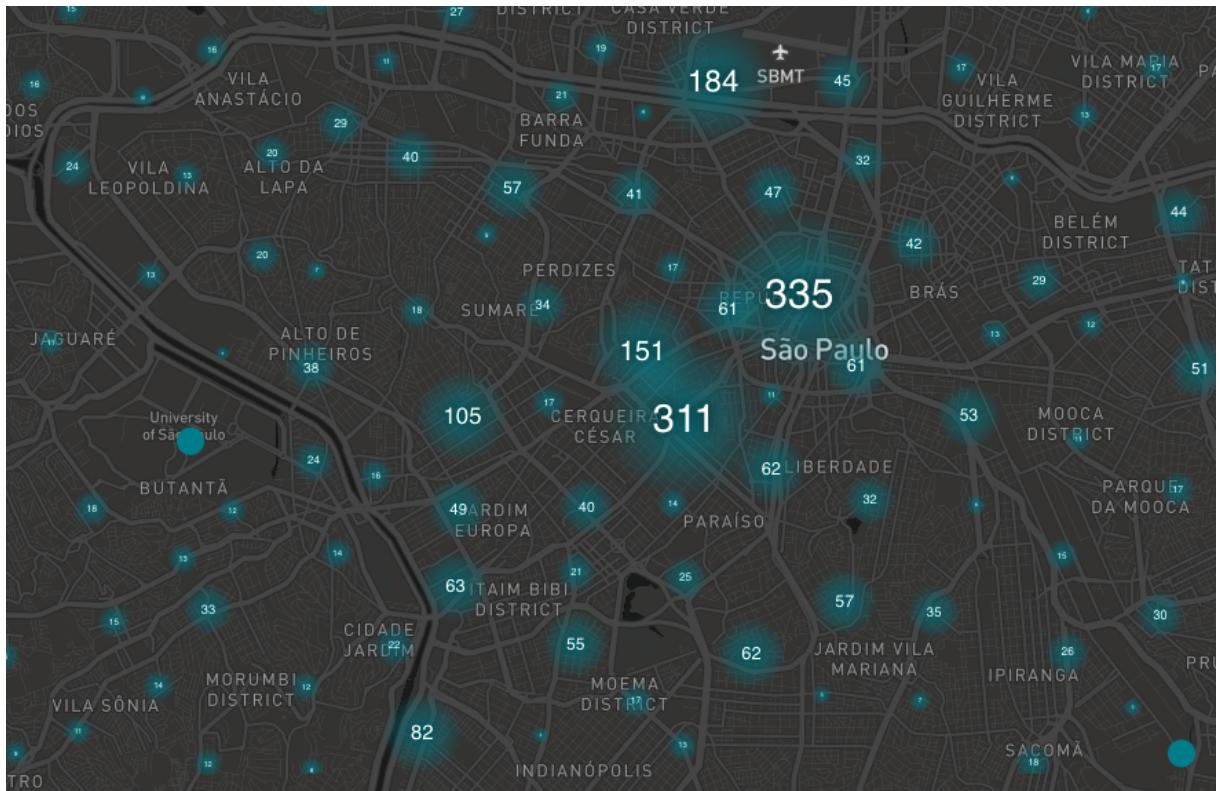


Tabela 10 – Linhas de ônibus mais impactadas por eventos de exceção^a

Código da linha	# eventos de exceção	Leteiro
33389	1301	TERM. PINHEIROS / METRÔ TUCURUVI
33284	1176	ITAIM BIBI / METRÔ SANTANA
33121	1023	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. STO. AMARO
32805	1006	TERM. PRINC. ISABEL / CHÁC. SANTANA
33112	933	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. SÃO SAVÉRIO
33111	857	TERM. AMARAL GURGEL / JD. DA SAÚDE
35229	841	TURISMO / CIRCULAR
33443	816	ANA ROSA / METRÔ SANTANA
32897	805	LUZ / TERM. A. E. CARVALHO
35072	767	METRÔ BARRA FUNDA / CONEXÃO PETRÔNIO PORTELA
32772	759	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. STO. AMARO
33253	754	METRÔ BELÉM / JD. BONFIGLIOLI
33391	748	METRÔ JABAQUARA / METRÔ SANTANA
32813	746	PÇA. DA SÉ / CHÁC. SANTANA
32829	746	TERM. BANDEIRA / TERM. CAPELINHA
34048	719	LGO. SÃO FRANCISCO / JD. SELMA
33486	715	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO MATEUS
33236	708	TERM. BANDEIRA / JD. JAQUELINE
33336	697	PINHEIROS / IMIRIM
32816	693	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. STO. AMARO
33534	690	CARDOSO DE ALMEIDA / MACHADO DE ASSIS
32838	647	PÇA. DA SÉ / PQ. RES. COCAIA
33398	639	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ SANTANA
32769	638	LGO. SÃO FRANCISCO / TERM. CAPELINHA
33114	637	TERM. PINHEIROS / SACOMÃ
34210	637	LGO. SÃO FRANCISCO / TERM. VARGINHA
33116	625	RIO PEQUENO / IPIRANGA
33126	614	TERM. BANDEIRA / INOCOOP CAMPO LIMPO

^a Tabela completa no apêndice D.

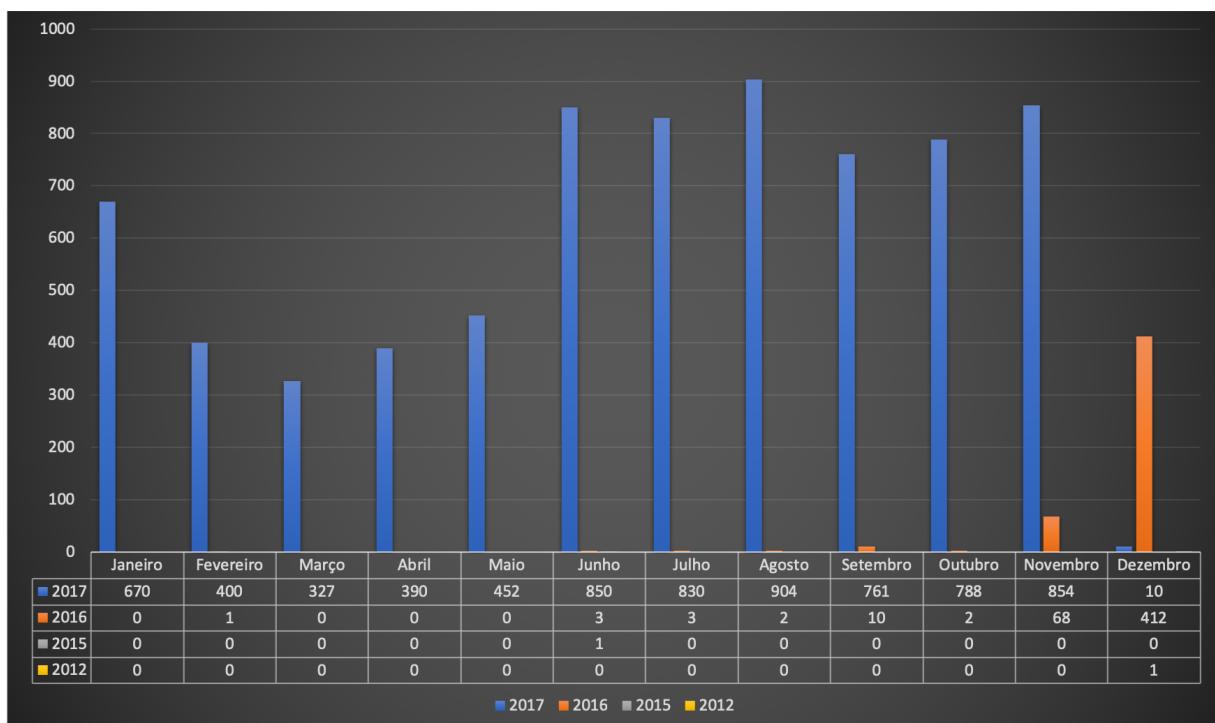
foi *Multi-layer Perceptron*. Também, mostramos que é possível extrair endereços de tweets semi-estruturados usando apenas expressões regulares. A classificação desses eventos é o primeiro passo para entender melhor como os eventos de exceção afetam a rede de transporte público.

Embora o método tenha sido validado usando perfis selecionados do Twitter escritos em português brasileiro, o mesmo pode ser generalizado para diferentes idiomas e cidades. A GTFS é um formato ubíquo para o transporte público e ferramentas como a NLTK suporta vários idiomas.

7 Correlação dos eventos de exceção com os dados AVL da SPTrans

Dado que os eventos de exceção podem ser identificados utilizando *tweets* dos perfis contidos na Tab. 1, há também a possibilidade de caracterizarmos seus respectivos impactos em relação as velocidades medianas dos ônibus, por meio da base histórica dos dados AVL da SPTrans. Neste estudo consideramos os eventos de exceção geolocalizados do ano de 2017 do *Corpus Twitter*, classificados manualmente. A distribuição desses eventos ao longo dos meses pode ser observada na Fig. 18, assim como de suas respectivas classes na Fig. 19.

Figura 18 – Distribuição do número de eventos de exceção geolocalizados



Conforme descrito no Cap. 6 e ilustrado na Fig. 20, identificamos as linhas afetadas por eventos de exceção filtrando as paradas de ônibus (contidas na coleção *stops* e *shapes* da GTFS da SPTrans) dentro de um raio de 1.000 metros das geolocalizações extraídas dos *tweets*.

A partir disso, selecionamos os dados de movimentação que serão analisados, por exemplo, se o evento de exceção aconteceu em 17/08/2017 (quinta-feira), todas as demais quintas-feiras do mês de agosto (3, 10, 24 e 31/08/2017) serão consideradas na análise. Isso, porque os dias da semana possuem padrões diferentes de movi-

mentação (sazonalidade), por exemplo, nas sextas feiras ocorrem inúmeros eventos sociais que normalmente acarretam em um trânsito mais congestionado. Além da diferenciação dos dias da semana, os meses também possuem características distintas — festas no final do ano, férias, início de períodos letivos, etc. —, conforme Fig. 19, devido a isso os dias selecionados são restritos ao mês de ocorrência do evento.

Figura 19 – Distribuição das classes de eventos de exceção geolocalizados ao longo dos meses do ano de 2017

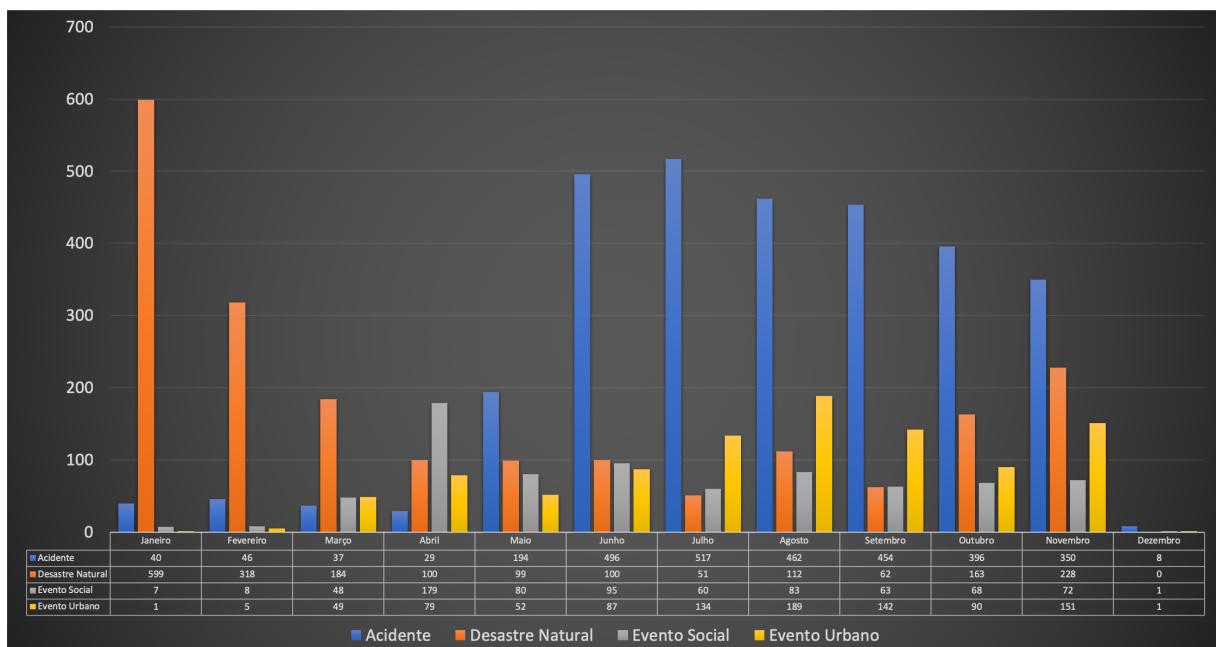
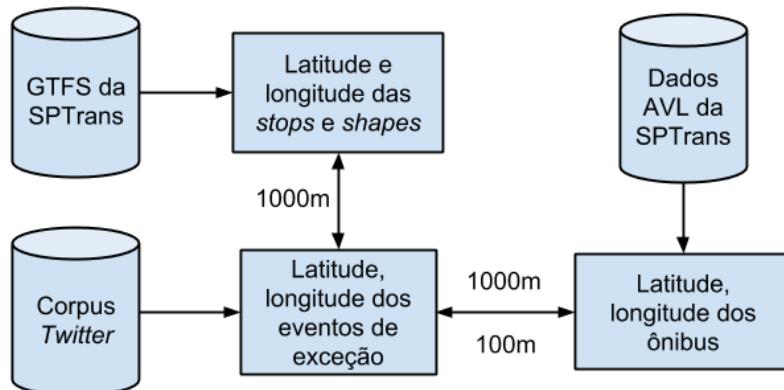


Figura 20 – Processo para correlação entre os dados AVL, GTFS e tweets para análise do impacto dos eventos de exceção



Seleções de dias e meses à parte, também filtramos os dados relacionados as linhas impactadas a um raio de distância de 100 e 1.000 metros do evento de exceção em questão, além de considerarmos a mesma faixa de horário do tweet.

Por exemplo, se o horário do *tweet* é às 17h15min, consideramos os dados AVL com horário entre 17 e 18h. É importante observar que esse trabalho não considera início e término exato dos eventos de exceção, mas uma faixa de horário de uma hora a partir da hora contida no *timestamp* do *tweet*.

Em seguida, agregamos os dados selecionados para analisarmos de forma descritiva a velocidade instantânea de cada linha de ônibus, com isso extraímos dados sobre a velocidade máxima, mínima, média, mediana, variância, desvio padrão e porcentagem de dados iguais e diferentes de zero. Após isso, comparamos a velocidade média das medianas da faixa de horário da ocorrência com a velocidade média das medianas dos dias que não fazem referência ao evento de exceção, para cada conjunto de linhas afetadas pelo evento de exceção e para cada linha.

Consideramos que a linha foi impactada se a média das velocidades medianas dos dias analisados for maior ou igual a velocidade mediana do dia referente ao evento de exceção. Com base nisso, consideramos que o conjunto de linhas foi impactado se a quantidade de linhas impactadas for maior ou igual a 50%.

Resultados

Análise da redução da velocidade mediana dos ônibus a partir das informações de latitude e longitude dos pontos de parada

Utilizando a metodologia anteriormente descrita, podemos observar na Tab. 11 que os eventos de exceção relacionados a eventos sociais possuem em média 87,04% de impacto na velocidade mediana nos grupos de linhas de ônibus afetadas a um raio de 1.000 metros de distância e 100% a um raio de 100 metros, isso provavelmente devido ao grande número de pessoas envolvidas neste tipo de evento, quantidade de avenidas com fluxo do trânsito modificado ou interrompido.

Os eventos urbanos, por sua vez, impactam em 70,11% a 1.000 metros e 98,86% a 100 metros, mesmo sendo realizados com planejamento de rotas alternativas e sinalizações nas vias públicas. A terceira e quarta classe mais afetadas são as de acidentes e desastres naturais, respectivamente, 66,51% e 59,77% a 1.000 metros e 98,39% e 99,80% a 100 metros, as quais normalmente resultam em bloqueios ou desvios em vias públicas utilizadas pelos ônibus.

Além disso, janeiro, fevereiro e março foram os três meses mais afetados por eventos de exceção relacionados a destrases naturais, período de grandes volumes de precipitação de chuva em São Paulo, no qual normalmente ocorre deslizamentos de terra, quedas de árvores e inundações. Em relação aos eventos sociais, o ano de 2017 foi marcado com inúmeras manifestações políticas, neste contexto, o mês de maio foi o mais impactado por esse tipo de evento de exceção, principalmente devido aos protestos contra o governo Temer¹. Os eventos relacionados a acidentes normalmente ocorrem em maior concentração nos períodos de festas e feriados, o que pode ser observado nos meses de janeiro e abril (único mês de 2017 com dois feriados prolongados), com média de impacto de 83,33% e 87,50% nas velocidades médias, respectivamente. Os impactos relacionados a eventos urbanos ocorrem normalmente durante todos os meses, devido a isso são mais uniformes.

Os meses próximos a 100% de impacto nas velocidades médias são justificados devido ao pouco volume de eventos para uma determinada classe em um determinados mês, conforme Fig. 19, o que também acontece para cenários com dados geolocalizados muito próximos aos eventos de exceção. Analogamente, os meses e classes sem dados de impacto são meses com pouco dados para a classe em questão.

Análise da redução da velocidade mediana dos ônibus a partir das informações de latitude e longitude das rotas das linhas

As análises dos dados da Tab. 12 são análogas as da Tab. 11 da seção 7, para o raio de 1.000m os eventos que mais reduzem as velocidades medianas são os relacionados a eventos sociais, urbanos, acidentes e desastres naturais, nesta ordem. Apesar disso, é importante observar que o percentual de redução da velocidade mediana é reduzido quando consideramos as latitudes e longitudes das rotas como referência para encontrar as linhas impactadas.

Quando as rotas são consideradas obtemos um conjunto maior de linhas impactadas, o que aumenta a margem de erro, adicionando ruído a análise realizada, diferentemente da análise que considera as latitudes e longitudes dos pontos de

¹ <http://www1.folha.uol.com.br/poder/2017/05/1884977-manifestacao-anti-temer-reune-centenas-de-pessoas-na-av-paulista.shtml>. Acessado em 02 de dezembro de 2018

Tabela 11 – Porcentagem de ônibus dos grupos de linhas afetadas por eventos de exceção, a 1.000m e 100m de distância, respectivamente, que tiveram a velocidade mediana reduzida nos meses do ano de 2017

Mês	Acidente	Desastre Natural	Evento Social	Evento Urbano
Janeiro	83,33	100	64,23	98,00
Fevereiro	70,58	100	66,25	100
Março	50,00	-	66,66	100
Abril	87,50	100	61,11	100
Maio	65,13	100	58,82	100
Junho	54,46	100	61,53	100
Julho	61,48	98,41	66,66	100
Agosto	57,86	87,17	55,35	100
Setembro	64,21	100	42,10	100
Outubro	70,49	-	56,81	-
Novembro	66,66	100	57,99	100
Dezembro	-	-	-	-
	66,51	98,39	59,77	99,80
			87,04	100
				70,11
				98,86

parada dos ônibus como referência para encontrar as linhas afetadas pelos eventos de exceção. Outra diferença observada é em relação aos percentuais de redução de velocidades medianas para o raio de 100m. Nesta abordagem, as ordem dos eventos que mais impactam as velocidades medianas são os relacionados a acidentes, desastres naturais, eventos sociais e urbanos, respectivamente.

Em relação às sazonalidades, os meses de março, abril, maio e outubro foram mais significativos para a redução das velocidades medianas, no raio de 1.000m devido as inúmeras manifestações^{2,3,4,5,6} que ocorreram no Brasil. Sobre os desastres naturais, os impactos foram relevantes para os meses de janeiro a março, a distância de 100m, conforme esperado devido ao período de chuvas.

Por fim, a quantidade de latitudes e longitudes relacionadas as paradas de ônibus é menor do que o que contém informações sobre as geolocalizações que formam as rotas. Consequentemente, de acordo com os experimentos, a abordagem

² <<https://g1.globo.com/politica/noticia/cidades-pelo-pais-tem-manifestacoes-a-favor-da-lava-jato-neste-domingo.ghtml>>. Acessado em 14 de janeiro de 2019.

³ <<https://g1.globo.com/resumo-do-dia/noticia/quarta-feira-15-de-marco-de-2017.ghtml>>. Acessado em 14 de janeiro de 2019.

⁴ <<https://www1.folha.uol.com.br/poder/2017/03/1866022-manifestacao-por-intervencao-militar-bloqueia-via-em-sp.shtml>>. Acessado em 14 de janeiro de 2019.

⁵ <<https://oglobo.globo.com/brasil/ato-de-artistas-no-rio-contra-temer-termina-com-bombas-de-efeito-moral-spray-de-pimenta-21987385>>. Acessado em 14 de janeiro de 2019.

⁶ <https://pt.wikipedia.org/wiki/Greve_geral_no_Brasil_em_2017>. Acessado em 14 de janeiro de 2019.

que utiliza o primeiro conjunto consome menos recursos computacionais, com menor ruído (falsos positivos) e resultados semelhantes ao da segunda abordagem.

Tabela 12 – Porcentagem de impacto na velocidade média dos grupos de linhas afetadas por eventos de exceção a 1.000m e 100m de distância, respectivamente, nos meses do ano de 2017

Mês	Acidente	Desastre Natural	Evento Social	Evento Urbano
Janeiro	66,66	100	47,68	78,49
Fevereiro	35,29	100	49,09	81,25
Março	66,66	100	42,85	62,5
Abril	62,50	60,00	47,05	100
Maio	49,09	77,77	64,70	100
Junho	47,78	79,76	46,15	70,00
Julho	44,85	75,55	66,66	83,33
Agosto	49,49	75,36	44,44	71,42
Setembro	49,47	79,16	36,84	54,54
Outubro	56,06	78,26	58,69	90,00
Novembro	54,32	66,66	44,00	74,07
Dezembro	-	-	-	-
	52,92	81,13	49,83	78,69
				79,51
				77,95
				68,14
				69,76

8 Identificação de padrões de velocidade média dos dados AVL

Neste capítulo, é apresentado um processo para identificação de padrões de velocidade média dos dados AVL, por meio do algoritmo *Apriori*. De acordo com (XIE et al., 2008), o algoritmo é ineficiente para grandes volumes de dados, devido a quantidade elevada agregações necessárias para calcular as métricas explicadas no Cap. 2.8 e aos inúmeros acessos ao banco de dados. O foco deste trabalho não é melhorar o desempenho do algoritmo *Apriori* ou implementar as melhorias existentes na literatura (XIE et al., 2008; ZHANG et al., 2014), embora tenhamos como objetivo encontrar os padrões de velocidades médias existentes nos mais de um milhão de registros por hora, volume característico dos dados AVL.

Além da quantidade de registros total, o volume de dados para pequenos intervalos de tempo também é considerável, pois os módulos AVL enviam dados dos ônibus a todo instante. Dessa forma, para viabilizarmos o uso do algoritmo *Apriori*, agrupamos os dados por intervalos de tempo de cinco minutos e calculamos a velocidade média para cada intervalo. Com isso, executamos esse processo para cada mês do conjunto de dados AVL para determinarmos as velocidades médias e identificarmos os padrões existentes nos intervalos definidos.

Analogamente, o mesmo procedimento foi aplicado para os conjuntos de dados AVL correlacionados aos eventos de exceção (Acidente, *Urban Event*, *Natural Disaster* e *Social Event*), os dados anuais foram sintetizados nas tabelas 14 e 15 e os mensais nas seções G.2, G.3, G.4 e G.5. As regras de associação encontradas nestes conjuntos de dados estão disponíveis em DIAS (2017) (não inclusas no texto deste trabalho devido ao grande volume de dados).

8.1 Trabalhos relacionados

8.2 Resultados

A Tab. 13 é referente aos padrões encontrados com valores de *Lift* > 1, métrica que indica correlações entre dois valores. Mais de um padrão de associações entre velocidades médias foi encontrado para a maioria dos meses, exceto para os meses de janeiro {11 → 12} (aceleração), julho {11 → 12} (aceleração) e dezembro {12 → 11}

(desaceleração), meses nos quais normalmente o trânsito é menos congestionado e mais estável, devido as férias escolares. Apesar disso, em setembro $\{12 \rightarrow 11\}$ (desaceleração) foi identificado apenas um padrão. Tais padrões indicam correlações de velocidades médias nesses meses a cada cinco minutos entre 11 e 12Km/h.

Por sua vez, os meses com menores velocidades médias no intervalo de cinco minutos foram fevereiro $\{7 \rightarrow 8\}$ (aceleração), abril $\{7 \rightarrow 8\}$ (aceleração), maio $\{7 \rightarrow 8\}$ (aceleração), outubro $\{8 \rightarrow 7\}$ (desaceleração) e novembro $\{8 \rightarrow 7\}$ (desaceleração). Ou seja, nesses meses as correlações de velocidades médias no intervalo de estudo foram entre 7 e 8Km/h.

Referente ao demais meses, junho teve médias entre $\{11 \rightarrow 12\}$ e $\{12 \rightarrow 13\}$ (aceleração); agosto $\{11 \rightarrow 12\}$ (aceleração) e $\{13 \rightarrow 12\}$ (desaceleração); outubro $\{11 \rightarrow 12\}$ (aceleração) e $\{13 \rightarrow 12\}$ (desaceleração); novembro $\{12 \rightarrow 11\}$ (desaceleração). Tais padrões indicam correlações de velocidades médias a cada cinco minutos entre 11 e 13Km/h.

Os valores de *Support* indicados na Tab. 13 representam uma baixa frequência dos padrões encontrados, apesar das correlações existentes entre eles. Com os eventos de exceção em consideração, encontramos 585.804 regras de associação — correlacionando com os eventos de exceção a 100 metros de distância dos pontos de parada de ônibus — e 9.348.802 — correlacionando com os eventos de exceção a 1.000 metros de distância dos pontos de parada de ônibus — detalhadas na Tab. 14 e distribuídas graficamente (as regras de associação inesperadas) na Fig. 21.

Analogamente, encontramos 7.857.504 regras de associação — correlacionando com os eventos de exceção a 100 metros de distância dos pontos de parada de ônibus — e 6.296.140 — correlacionando com os eventos de exceção a 1.000 metros de distância dos pontos de parada de ônibus — detalhadas na Tab. 15 e distribuídas graficamente (as regras de associação inesperadas) na Fig. 22. A quantidade de regras de associação inesperadas em relação a sazonalidade é equivalente as análises realizadas no Cap. 7.

Tabela 13 – Análise *Apriori*^a aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans

Mês	Regra de associação	Support	Confidence	Lift
Fevereiro	7 → 8	0,101	0,496	3,586
Abril	7 → 8	0,108	0,456	3,188
Maio	7 → 8	0,108	0,570	4,375
Outubro	8 → 7	0,100	0,595	3,433
Novembro	8 → 7	0,104	0,446	3,369
Janeiro	11 → 12	0,137	0,476	1,729
Junho	11 → 12	0,129	0,632	1,656
Julho	11 → 12	0,204	0,694	1,934
Agosto	11 → 12	0,169	0,670	1,662
Outubro	11 → 12	0,119	0,601	1,669
Fevereiro	12 → 11	0,126	0,582	1,770
Março	12 → 11	0,134	0,621	1,627
Abril	12 → 11	0,123	0,601	2,013
Maio	12 → 11	0,137	0,645	1,703
Setembro	12 → 11	0,163	0,608	1,863
Novembro	12 → 11	0,154	0,531	1,875
Dezembro	12 → 11	0,143	0,432	2,073
Fevereiro	12 → 13	0,123	0,375	1,956
Março	12 → 13	0,158	0,415	1,766
Junho	12 → 13	0,141	0,370	1,907
Abril	13 → 12	0,109	0,367	2,280
Maio	13 → 12	0,161	0,425	1,942
Agosto	13 → 12	0,147	0,366	1,830
Outubro	13 → 12	0,150	0,417	1,737

^a Tabela completa na seção G.1.

Figura 21 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção a 100m e 1.000m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017

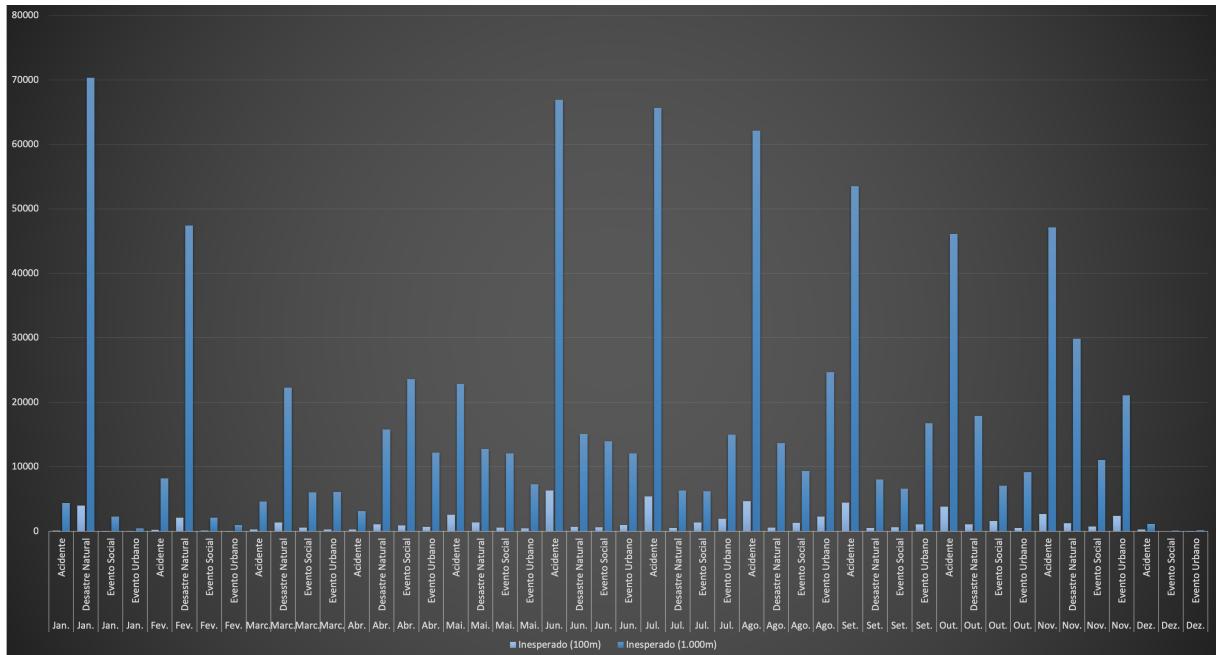


Tabela 14 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados aos eventos de exceção (a distância de 100m^f e 1.000m^g, respectivamente, dos pontos de parada de ônibus) dos meses do ano de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	1.677	315.063	278.493	30.804	5.766
Desastre Natural	912	115.301	99.206	14.282	1.813
Evento Social	506	61.927	52.403	8.245	1.279
Evento Urbano	596	93.513	81.261	10.480	1.772
—	3.691	585.804	511.363	63.811	10.603

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	3.029	3.980.542	3.415.780	385.728	179.034
Desastre Natural	2.016	2.624.415	2.253.123	259.285	112.007
Evento Social	764	1.262.805	1.118.546	100.224	44.035
Evento Urbano	980	1.481.040	1.296.476	125.803	58.761
—	6.789	9.348.802	8.083.925	871.040	393.837

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$)

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 3.545 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus no raio de 100m.

^g 447 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus no raio de 1.000m.

Tabela 15 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados aos eventos de exceção (a distância de 100m^g e 1.000m^h, respectivamente, dos pontos de rota dos ônibus) dos meses do ano de 2017

Classe do Evento	Qtd. Eventos^b	Qtd. Regras de Associação^c	Esperadas^d	Não Esperadas^e	Parcialmente inesperadas^f
Acidente	2.367	3.390.690	3.164.726	171.860	54.104
Desastre Natural	1.307	1.342.048	1.247.219	75.981	18.848
Evento Social	704	1.522.423	1.433.700	67.835	20.888
Evento Urbano	825	1.602.343	1.499.305	79.155	23.883
—	5.203	7.857.504	7.344.950	394.831	117.723

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	3.035	2.772.368	2.259.806	365.234	147.328
Desastre Natural	2017	1.876.843	1.545.172	239.897	91.774
Evento Social	764	683.037	588.385	63.549	31.103
Evento Urbano	980	963.892	805.901	111.898	46.093
—	6.796	6.296.140	5.199.264	780.578	316.298

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$)

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 2.033 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus no raio de 100m.

^g 440 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus no raio de 1.000m.

9 Conclusão

Neste capítulo, são apresentadas as contribuições e resultados esperados com o projeto de pesquisa, as limitações a ameaças à validade do estudo.

9.1 Contribuições

A principal contribuição deste projeto é propor uma solução para o problema de caracterização de eventos de exceção e de seus respectivos impactos no sistema de transporte público por ônibus da cidade de São Paulo, por meio de tweets e de dados históricos dos módulos AVL do SIM. Além disso, a solução proposta visa disponibilizar os conjuntos de dados que foram construídos e uma plataforma para que esses dados possam ser visualizados e explorados, de forma a contribuir com projetos e pesquisas futuras correlatas.

Em relação a publicações científicas, serão submetidos artigos com os resultados obtidos para veículos de disseminação de conhecimento científico nas áreas de: Análise de Redes Sociais, Sistemas de Transporte Inteligentes, Cidades Inteligentes.

9.2 Trabalhos publicados

DIAS, F. C. A.; Daniel Cordeiro. *Visualizing large datasets: A case study with data of the buses of São Paulo city*. In: *1st Workshop on the Distributed Smart City (WDSC'2018)*, 2018, Salvador, BA. *Proceedings of the 37th IEEE International Symposium on Reliable Distributed Systems*, 2018. p. 10-13.

9.3 Trabalhos submetidos

DIAS, F.C.A; Daniel Cordeiro. *Characterization of exception events and their respective impacts on the public transport system by bus of São Paulo*. Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC), 2019.

9.4 Trabalhos futuros

Como trabalho futuro, pretendemos implementar o fluxo de processamento de dados em *streaming* mencionado na Fig. 7, em um cenário de exploração e visualização de dados quase em tempo real. Além disso, há a necessidade de estabelecermos uma cooperação entre a Acadêmia e a SPTrans para aplicação cotidiana dos experimentos realizados por esse trabalho e outros relacionados a análise de grandes volumes de dados de transportes públicos. Outra possibilidade futura é a de aplicar os experimentos realizados por este trabalho a publicações de usuários que representam a sociedade civil.

Reconhecimento

Esta pesquisa faz parte do INCT, do projeto *Future Internet for Smart Cities* financiado pelo CNPq proc. 465446/2014-0, Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior — Brasil (CAPES) — Código Financeiro 001, FAPESP proc. 14/50937-1 e FAPESP proc. 15/24485-9.

Referências

- ABBASI, A. et al. Utilising Location Based Social Media in Travel Survey Methods: bringing Twitter data into the play. *Proc. 8th ACM SIGSPATIAL Int. Work. Locat. Soc. Networks - LBSN'15*, p. 1–9, 2015. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2830657.2830660>>. Citado 6 vezes nas páginas 55, 56, 57, 63, 64 e 65.
- AHVENNIEMI, H. et al. What are the differences between sustainable and smart cities? *Cities*, Elsevier B.V., v. 60, p. 234–245, 2017. ISSN 02642751. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.cities.2016.09.009>>. Citado 3 vezes nas páginas 28, 29 e 30.
- ALBINO, V.; BERARDI, U.; DANGELICO, R. M. Smart cities: Definitions, dimensions, performance, and initiatives. *Journal of Urban Technology*, Taylor & Francis, v. 22, n. 1, p. 3–21, 2015. Citado na página 30.
- ANANTHARAM, P. et al. Extracting City Traffic Events from Social Streams. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, v. 6, n. 4, p. 1–27, 2015. ISSN 21576904. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2801030.2717317>>. Citado 6 vezes nas páginas 56, 58, 61, 62, 64 e 65.
- Andreas Mueller. 2018. <<https://pypi.python.org/pypi/wordcloud>>. Acesso em Fevereiro, 13 de 2018. Citado na página 54.
- ANDRIENKO, G. et al. Visual analytics of mobility and transportation: State of the art and further research directions. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, v. 18, n. 8, p. 2232–2249, 2017. Citado na página 79.
- ANG, L.-M. et al. Big Sensor Data Systems for Smart Cities. *IEEE Internet Things J.*, v. 4, n. 5, p. 1–1, 2017. ISSN 2327-4662. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7903653/>>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- ANTTIROIKO, A. V. U-cities reshaping our future: Reflections on ubiquitous infrastructure as an enabler of smart urban development. *AI Soc.*, v. 28, n. 4, p. 491–507, 2013. ISSN 09515666. Citado na página 22.
- ATEFEH, F.; KHREICH, W. A survey of techniques for event detection in twitter. *Computational Intelligence*, Wiley Online Library, v. 31, n. 1, p. 132–164, 2015. Citado na página 76.
- BARTH, J. et al. Informational urbanism . A conceptual framework of smart cities. *Proc. 50th Hawaii Int. Conf. Syst. Sci.*, p. 2814–2823, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- BENDLER, J. et al. Taming Uncertainty in Big Data. *Bus. Inf. Syst. Eng.*, v. 6, n. 5, p. 279–288, 2014. ISSN 1867-0202. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/s12599-014-0342-4>>. Citado 7 vezes nas páginas 55, 57, 61, 62, 63, 64 e 66.
- BIOLOCHINI, J. et al. Techincal report rt-es 679/05: Systematic review in software engineering. *COPPE/UFRJ, 2005*Rio de Janeiro, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 48 e 49.

CHANIOTAKIS, E.; ANTONIOU, C. Use of Geotagged Social Media in Urban Settings: Empirical Evidence on Its Potential from Twitter. *IEEE Conf. Intell. Transp. Syst. Proceedings, ITSC*, v. 2015-Octob, n. 1, p. 214–219, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 56 e 63.

CHANIOTAKIS, E.; ANTONIOU, C.; PEREIRA, F. Mapping Social media for transportation studies. *IEEE Intell. Syst.*, v. 31, n. 6, p. 64–70, 2016. ISSN 15411672. Citado na página 49.

CHEN, L. et al. Dynamic Cluster-Based Over-Demand Prediction in Bike Sharing Systems. *UBICOMP*, p. 841–852, 2016. Citado 12 vezes nas páginas 25, 26, 55, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64, 90 e 91.

CHEN, W.; GUO, F.; WANG, F.-Y. A survey of traffic data visualization. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, v. 16, n. 6, p. 2970–2984, 2015. Citado na página 79.

CHUA, A. et al. Mapping Cilento: Using geotagged social media data to characterize tourist flows in southern Italy. *Tour. Manag.*, Elsevier Ltd, v. 57, p. 295–310, 2016. ISSN 02615177. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.tourman.2016.06.013>>. Citado 2 vezes nas páginas 56 e 57.

COLLOBERT, R. et al. Natural language processing (almost) from scratch. *Journal of Machine Learning Research*, v. 12, n. Aug, p. 2493–2537, 2011. Citado na página 35.

CONSULO, M. et al. An evaluation of the proposed its system for the city of são paulo based on the 2015 tender. In: EDP SCIENCES. *MATEC Web of Conferences*. [S.I.], 2016. v. 76, p. 03004. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

DI LORENZO, G. et al. EXSED: An intelligent tool for exploration of social events dynamics from augmented trajectories. *Proc. - IEEE Int. Conf. Mob. Data Manag.*, v. 1, p. 323–330, 2013. ISSN 15516245. Citado 5 vezes nas páginas 55, 58, 63, 64 e 66.

DIAS, F. *Repositório contendo os artefatos da Revisão Sistemática*. 2017. Disponível em: <<https://github.com/fcas/dissertacao>>. Citado 2 vezes nas páginas 53 e 105.

DOGRU, N.; SUBASI, A. Traffic accident detection using random forest classifier. In: *IEEE. Learning and Technology Conference (L&T), 2018 15th*. [S.I.], 2018. p. 40–45. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 41.

DWIVEDI, S. K.; ARYA, C. Automatic text classification in information retrieval: A survey. In: ACM. *Proceedings of the Second International Conference on Information and Communication Technology for Competitive Strategies*. [S.I.], 2016. p. 131. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 40.

FARSEEV, A. et al. Harvesting Multiple Sources for User Profile Learning. *Proc. 5th ACM Int. Conf. Multimed. Retr. - ICMR '15*, p. 235–242, 2015. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?doid=2671188.2749381>>. Citado 5 vezes nas páginas 55, 56, 62, 64 e 65.

- FIGUEIREDO, L. et al. Towards the development of intelligent transportation systems. In: IEEE. *Intelligent Transportation Systems, 2001. Proceedings. 2001 IEEE*. [S.l.], 2001. p. 1206–1211. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 31.
- FINGER, M.; RAZAGHI, M. Conceptualizing Smart Cities. *Informatik-Spektrum*, v. 40, n. 1, p. 6–13, 2017. ISSN 1432122X. Citado 3 vezes nas páginas 28, 29 e 30.
- FRIAS-MARTINEZ, V.; FRIAS-MARTINEZ, E. Spectral clustering for sensing urban land use using Twitter activity. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, Elsevier, v. 35, p. 237–245, 2014. ISSN 09521976. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.engappai.2014.06.019>>. Citado 7 vezes nas páginas 55, 58, 61, 62, 63, 64 e 65.
- GAL-TZUR, A. et al. The potential of social media in delivering transport policy goals. *Transp. Policy*, v. 32, p. 115–123, 2014. ISSN 0967070X. Citado 8 vezes nas páginas 26, 59, 60, 62, 63, 64, 65 e 90.
- GKIOTSALITIS, K.; STATHOPOULOS, A. A utility-maximization model for retrieving users' willingness to travel for participating in activities from big-data. *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, Elsevier Ltd, v. 58, p. 265–277, 2015. ISSN 0968090X. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2014.12.006>>. Citado 3 vezes nas páginas 55, 56 e 60.
- GKIOTSALITIS, K.; STATHOPOULOS, A. Joint leisure travel optimization with user-generated data via perceived utility maximization. *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, Elsevier Ltd, v. 68, p. 532–548, 2016. ISSN 0968090X. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2016.05.009>>. Citado 5 vezes nas páginas 55, 56, 59, 60 e 63.
- GUO, W. et al. Understanding happiness in cities using twitter: Jobs, children, and transport. *IEEE 2nd Int. Smart Cities Conf. Improv. Citizens Qual. Life, ISC2 2016 - Proc.*, 2016. Citado 7 vezes nas páginas 56, 57, 59, 61, 64, 65 e 66.
- GUTEV, A.; NENKO, A. Better Cycling - Better Life: Social Media Based Parametric Modeling Advancing Governance of Public Transportation System in St. Petersburg. *Proc. Int. Conf. Electron. Gov. Open Soc. Challenges Eurasia*, p. 242–247, 2016. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3014087.3014123>>. Citado 8 vezes nas páginas 55, 56, 57, 59, 60, 62, 64 e 66.
- GUYON, I.; ELISSEEFF, A. An introduction to feature extraction. *Feature extraction*, Springer, p. 1–25, 2006. Citado na página 36.
- HASAN, S.; UKKUSURI, S. V. Urban activity pattern classification using topic models from online geo-location data. *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, Elsevier Ltd, v. 44, p. 363–381, 2014. ISSN 0968090X. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.trc.2014.04.003>>. Citado 4 vezes nas páginas 55, 57, 64 e 66.
- ITOH, M. et al. Visual Exploration of Changes in Passenger Flows and Tweets on Mega-City Metro Network. *IEEE Trans. Big Data*, v. 2, n. 1, p. 85–99, 2016. ISSN 2332-7790. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7445832/>>. Citado 7 vezes nas páginas 25, 26, 59, 60, 63, 90 e 91.

JUNGHERR, A. Twitter use in election campaigns: A systematic literature review. *Journal of information technology & politics*, Taylor & Francis, v. 13, n. 1, p. 72–91, 2016. Citado na página 49.

KHEMPHILA, A.; BOONJING, V. Comparing performances of logistic regression, decision trees, and neural networks for classifying heart disease patients. In: IEEE. *Computer Information Systems and Industrial Management Applications (CISIM), 2010 International Conference on*. [S.l.], 2010. p. 193–198. Citado na página 45.

KIBANOV, M. et al. Adaptive knn using expected accuracy for classification of geo-spatial data. In: ACM. *Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing*. [S.l.], 2018. p. 857–865. Citado na página 41.

KOBDANI, H.; SCHÜTZE, H.; BURKOVSKI, A. Relational feature engineering of natural language processing. *Proc. 19th . . . , n. ii*, p. 1705–1708, 2010. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1871709>>. Citado na página 88.

KORENIUS, T. et al. Stemming and lemmatization in the clustering of finnish text documents. In: *Proceedings of the Thirteenth ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. New York, NY, USA: ACM, 2004. (CIKM '04), p. 625–633. ISBN 1-58113-874-1. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1031171.1031285>>. Citado na página 34.

KOTSIANTIS, S. B.; ZAHARAKIS, I.; PINTELAS, P. Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Emerging artificial intelligence applications in computer engineering*, v. 160, p. 3–24, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 37, 39 e 40.

KOTSIANTIS, S. B.; ZAHARAKIS, I. D.; PINTELAS, P. E. Machine learning: a review of classification and combining techniques. *Artificial Intelligence Review*, Springer, v. 26, n. 3, p. 159–190, 2006. Citado 4 vezes nas páginas 41, 42, 43 e 44.

KUFLIK, T. et al. Automating a framework to extract and analyse transport related social media content: The potential and the challenges. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Elsevier, v. 77, p. 275–291, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 25.

KUMMITHA, R. K. R.; CRUTZEN, N. How do we understand smart cities? An evolutionary perspective. *Cities*, Elsevier, v. 67, n. July 2016, p. 43–52, 2017. ISSN 02642751. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.cities.2017.04.010>>. Citado 3 vezes nas páginas 28, 29 e 30.

KURT, I.; TURE, M.; KURUM, A. T. Comparing performances of logistic regression, classification and regression tree, and neural networks for predicting coronary artery disease. *Expert systems with applications*, Elsevier, v. 34, n. 1, p. 366–374, 2008. Citado na página 44.

LECUE, F. et al. Smart traffic analytics in the semantic web with STAR-CITY: Scenarios, system and lessons learned in Dublin City. *J. Web Semant.*, Elsevier B.V., v. 27, p. 26–33, 2014. ISSN 15708268. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.websem.2014.07.002>>. Citado 6 vezes nas páginas 26, 56, 58, 63, 90 e 91.

- LIU, D.; LI, Y.; THOMAS, M. A. A roadmap for natural language processing research in information systems. In: *Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences*. [S.l.: s.n.], 2017. Citado na página 34.
- MAGHREBI, M. et al. Complementing Travel Diary Surveys with Twitter Data: Application of Text Mining Techniques on Activity Location, Type and Time. *IEEE Conf. Intell. Transp. Syst. Proceedings, ITSC*, v. 2015-Octob, p. 208–213, 2015. Citado 4 vezes nas páginas 55, 57, 59 e 60.
- MATA, F.; CLARAMUNT, C. A Mobile Trusted Path System Based on Social Network Data. *Proc. 23rd SIGSPATIAL Int. Conf. Adv. Geogr. Inf. Syst.*, p. 101:1—101:4, 2015. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2820783.2820799>>. Citado 4 vezes nas páginas 56, 63, 64 e 65.
- MCDONALD, A. D. et al. Steering in a random forest: Ensemble learning for detecting drowsiness-related lane departures. *Human factors*, Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 56, n. 5, p. 986–998, 2014. Citado na página 40.
- MENOUAR, H. et al. Uav-enabled intelligent transportation systems for the smart city: Applications and challenges. *IEEE Communications Magazine*, IEEE, v. 55, n. 3, p. 22–28, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 31.
- MIDDLETON, S. E.; MIDDLETON, L.; MODAFFERI, S. Real-time crisis mapping of natural disasters using social media. *IEEE Intelligent Systems*, v. 29, n. 2, p. 9–17, 2014. ISSN 15411672. Citado na página 87.
- MORENO, M. V. et al. Applicability of Big Data Techniques to Smart Cities Deployments. *IEEE Trans. Ind. Informatics*, v. 13, n. 2, p. 800–809, 2017. ISSN 15513203. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- MOTODA, H.; LIU, H. Feature selection, extraction and construction. *Communication of IICM (Institute of Information and Computing Machinery, Taiwan) Vol*, v. 5, p. 67–72, 2002. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.
- MUKHERJEE, T. et al. Janayuja: A People-centric Platform to Generate Reliable and Actionable Insights for Civic Agencies. *Acm Dev 2015*, p. 137–145, 2015. Citado 9 vezes nas páginas 55, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64 e 65.
- MYERS, S. A. et al. Information network or social network?: the structure of the twitter follow graph. In: ACM. *Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web*. [S.l.], 2014. p. 493–498. Citado na página 76.
- NADKARNI, P. M.; OHNO-MACHADO, L.; CHAPMAN, W. W. Natural language processing: an introduction. *Journal of the American Medical Informatics Association*, BMJ Group BMA House, Tavistock Square, London, WC1H 9JR, v. 18, n. 5, p. 544–551, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 35.
- NARAYANAN, U. et al. A survey on various supervised classification algorithms. In: IEEE. *2017 International Conference on Energy, Communication, Data Analytics and Soft Computing (ICECDS)*. [S.l.], 2017. p. 2118–2124. Citado na página 37.

NELSON, J. D.; MULLEY, C. The impact of the application of new technology on public transport service provision and the passenger experience: A focus on implementation in Australia. *Res. Transp. Econ.*, Elsevier Ltd, v. 39, n. 1, p. 300–308, 2013. ISSN 07398859. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.retrec.2012.06.028>>. Citado na página 23.

NI, M.; HE, Q.; GAO, J. Forecasting the Subway Passenger Flow Under Event Occurrences With Social Media. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, v. 18, n. 6, p. 1623–1632, 2016. ISSN 15249050. Citado 5 vezes nas páginas 59, 60, 61, 64 e 66.

NIU, W. et al. Community-based geospatial tag estimation. In: *IEEE. Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), 2016 IEEE/ACM International Conference on*. [S.l.], 2016. p. 279–286. Citado na página 89.

NOI, P. T.; KAPPAS, M. Comparison of random forest, k-nearest neighbor, and support vector machine classifiers for land cover classification using sentinel-2 imagery. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 18, n. 1, p. 18, 2018. Citado na página 41.

PARK, S. H. et al. Apriori-based text mining method for the advancement of the transportation management plan in expressway work zones. *The Journal of Supercomputing*, Springer, v. 74, n. 3, p. 1283–1298, 2018. Citado na página 47.

ROY, A.; MAJUMDER, A. G.; NATH, A. Understanding natural language processing and its primary aspects. *International Journal*, v. 5, n. 8, 2017. Citado na página 34.

SANTOS, H. et al. Contextual data collection for smart cities. *CoRR*, abs/1704.01802, 2017. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1704.01802>>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.

SCHEIN, A. I.; UNGAR, L. H. Active learning for logistic regression: an evaluation. *Machine Learning*, Springer, v. 68, n. 3, p. 235–265, 2007. Citado na página 44.

SERAJ, F.; MERATNIA, N.; HAVINGA, P. J. An aggregation and visualization technique for crowd-sourced continuous monitoring of transport infrastructures. In: *IEEE. Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops), 2017 IEEE International Conference on*. [S.l.], 2017. p. 219–224. Citado na página 79.

SETIAWAN, E. B.; WIDYANTORO, D. H.; SURENDRO, K. Feature expansion using word embedding for tweet topic classification. *Proceeding 2016 10th Int. Conf. Telecommun. Syst. Serv. Appl. TSSA 2016 Spec. Issue Radar Technol.*, n. 2011, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 88.

SINGH, A.; THAKUR, N.; SHARMA, A. A review of supervised machine learning algorithms. In: *IEEE. Computing for Sustainable Global Development (INDIACOM), 2016 3rd International Conference on*. [S.l.], 2016. p. 1310–1315. Citado 5 vezes nas páginas 41, 42, 43, 44 e 45.

SOBOLEVSKY, S. et al. Scaling of City Attractiveness for Foreign Visitors through Big Data of Human Economical and Social Media Activity. *Proc. - 2015 IEEE Int. Congr. Big Data, BigData Congr. 2015*, p. 600–607, 2015. ISSN 2379-7703. Citado 2 vezes nas páginas 56 e 57.

SOOMRO, K.; KHAN, Z.; HASHAM, K. Towards Provisioning of Real-time Smart City Services Using Clouds. *ACM 9th Int. Conf. Util. Cloud Comput. Towar.*, v. 1691, p. 50-59, 2016. ISSN 16130073. Citado 3 vezes nas páginas 55, 58 e 63.

STEIGER, E.; ALBUQUERQUE, J. P.; ZIPF, A. An advanced systematic literature review on spatiotemporal analyses of twitter data. *Transactions in GIS*, Wiley Online Library, v. 19, n. 6, p. 809-834, 2015. Citado na página 49.

STEIGER, E. et al. Twitter as an indicator for whereabouts of people? Correlating Twitter with UK census data. *Comput. Environ. Urban Syst.*, Elsevier Ltd, v. 54, p. 255-265, 2015. ISSN 01989715. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2015.09.007>>. Citado 7 vezes nas páginas 56, 57, 61, 62, 63, 65 e 87.

SÁ, T. H. et al. Health impact modelling of different travel patterns on physical activity, air pollution and road injuries for são paulo, brazil. *Environment International*, v. 108, n. Supplement C, p. 22 – 31, 2017. ISSN 0160-4120. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0160412017305974>>. Citado na página 21.

TALARI, S. et al. A Review of Smart Cities Based on the Internet of Things Concept. *Energies*, v. 10, n. 4, p. 421, 2017. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/1996-1073/10/4/421>>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.

THOMAZ, G. M. et al. Content mining framework in social media: A FIFA world cup 2014 case analysis. *Inf. Manag.*, Elsevier B.V., 2016. ISSN 03787206. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378720616303354>>. Citado 2 vezes nas páginas 56 e 57.

United States Department of Transportation. *ITS Strategic Plan 2015-2019*. 2017. <<https://www.its.dot.gov/strategicplan.pdf>>. Acesso em Setembro, 17 de 2017. Citado na página 23.

WANG, S.; SINNOTT, R.; NEPAL, S. Privacy-protected social media user trajectories calibration. *Proc. 2016 IEEE 12th Int. Conf. e-Science, e-Science 2016*, p. 293-302, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 57.

WEN, X.; LIN, Y.-R.; PELECHRINIS, K. PairFac: Event Analytics through Discriminant Tensor Factorization. *Cikm*, p. 519-528, 2016. Citado 5 vezes nas páginas 56, 59, 61, 62 e 64.

WU, H.; YUAN, N. An improved tf-idf algorithm based on word frequency distribution information and category distribution information. In: ACM. *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Information Processing*. [S.I.], 2018. p. 211-215. Citado na página 46.

XIAO, Z.; LIM, H. B.; PONNAMBALAM, L. Participatory Sensing for Smart Cities: A Case Study on Transport Trip Quality Measurement. *IEEE Trans. Ind. Informatics*, v. 13, n. 2, p. 759-770, 2017. ISSN 1551-3203. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.

XIE, Y. et al. The optimization and improvement of the apriori algorithm. In: IEEE. *Education Technology and Training, 2008. and 2008 International Workshop on*

Geoscience and Remote Sensing. ETT and GRS 2008. International Workshop on. [S.l.], 2008. v. 2, p. 663–665. Citado na página 105.

YAHAV, I.; SHEHORY, O.; SCHWARTZ, D. Comments mining with tf-idf: The inherent bias and its removal. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, IEEE, 2018. Citado na página 46.

YANG, F. et al. Druid: A real-time analytical data store. In: ACM. *Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD international conference on Management of data*. [S.l.], 2014. p. 157–168. Citado 2 vezes nas páginas 80 e 81.

YOUAF, J. et al. Generalized multipath planning model for ride-sharing systems. *Front. Comput. Sci.*, v. 8, n. 1, p. 100–118, 2014. ISSN 20952228. Citado 5 vezes nas páginas 55, 58, 61, 62 e 63.

ZAGAL, R.; MATA, F.; CLARAMUNT, C. Geographical Knowledge Discovery applied to the Social Perception of Pollution in the City of Mexico. *LBSN*, 2016. Citado 4 vezes nas páginas 56, 64, 65 e 88.

ZHANG, K. et al. A method to optimize apriori algorithm for frequent items mining. In: IEEE. *Computational Intelligence and Design (ISCID), 2014 Seventh International Symposium on*. [S.l.], 2014. v. 1, p. 71–75. Citado na página 105.

ZHOU, X.; CHEN, L. Event detection over twitter social media streams. *The VLDB journal*, Springer, v. 23, n. 3, p. 381–400, 2014. Citado na página 76.

Apêndices

Apêndice A – Exemplos de tweets

Exemplos de tweets dos perfis selecionados citados na tabela 1

```

1  {
2      "tweet_id" : 895060642952077314,
3      "tweet_account": "BombeirosPMESP",
4      "text" : "19h58 Colisão de Carro x Caminhão, Estrada Sta Isabel,
5          5950 Itaquaquecetuba. 2 Vítimas, 1 Vtr. Aguardando maiores
6          informes"
7
8  }
9  {
10     "tweet_id" : 894707930217447427,
11     "tweet_account": "CETSP_",
12     "text" : "Referente manifestação Rua Augusta, pista liberada.#ZC"
13
14  }
15  {
16     "tweet_id" : 894147793060716544,
17     "tweet_account": "CPTM_oficial",
18     "text" : "#L11 Hoje, das 8h à meia-noite, circulação interrompida
19         entre Luz e Brás. P/ seguir viagem, use a L7-Rubi q prestará
20         serviço até a Est. Brás"
21
22     "tweet_id" : 895054721026838530,
23     "tweet_account": "governosp",
24     "text" : "@SANROGE Lamentamos o ocorrido, Rogerio. Estamos
25         trabalhando continuamente para melhorar a segurança na região.
26         Entre maio e junho, [+][1]"
27
28  }
29  {
30     "tweet_id" : 895000711284621312,

```

```
23     "tweet_account": "metrosp_oficial",
24     "text" : "08/08/2017 16:16: #metrosp : Linha 5-Lilás: Velocidade
25       Reduzida. Mais informações em https://t.co/CaeqD26iJR"
26   }
27   {
28     "tweet_id" : 884039273493803008,
29     "tweet_account": "PMESP",
30     "text" : "AGORA: Desfile Cívico-Militar de 9 de Julho no Obelisco
31       - Ibirapuera SP, transmissão ao vivo na página oficial Facebook
32       da Polícia Militar.",
33     "dateTime" : "2017-07-09 10:19:22"
34   }
35   {
36     "tweet_id" : 887315002117500932,
37     "tweet_account": "Policia_Civil",
38     "text" : "Policia Civil realiza operação para combater a prática
39       do Jogo conhecido como "Baleia Azul"... https://t.co/kh2HW6UZvT
40       ",
41   }
42   {
43     "tweet_id" : 895004079910518788,
44     "tweet_account": "saopaulo_agora",
45     "text" : "#ItaimPaulista Incêndio na Rua Mateus Barbosa de Resende
46       n° 235. Defesa Civil Regional acionada para o local. (CCOI) #
       spagora"
47   }
48   {
49     "tweet_id" : 894694704989732864,
50     "tweet_account": "smtpsp_",
51     "text" : "A @sptrans_ irá modificar 14 linhas na Zona Leste para
52       obras no Monotrilho Saiba mais: https://t.co/fCA0T7WCSY"
53   }
54 }
```

```
47 {  
48     "tweet_id" : 902953598857949184,  
49     "tweet_account": "SPCEDEC",  
50     "text" : "30-08-2017 - Acidente com produto perigoso em com 36 ,  
51         deixa 21 vítimas feridas e 02 ."  
52 }  
53 {  
54     "tweet_id" : 895065137484320769,  
55     "tweet_account": "sptrans_ ",  
56     "text" : "Obras do Monotrilho desviam itinerários de 14 linhas que  
57         atendem a Av. Sapopemba entre 5 e 11/08, das 23h às 5h: https:  
58         //t.co/jH4LFgrSKZ"  
59 }  
60 {  
61     "tweet_id" : 895042604068458497,  
62     "tweet_account": "TurismoSaoPaulo",  
63     "text" : "Veganos, vegetarianos e simpatizantes: vem aí o Vegan  
64         Club, em 12/08, no Centro de SP! #crueltyfree #veganfood...  
65         https://t.co/7f7ggr4vn4"  
66 }
```

Apêndice B – Logradouros utilizados

Tabela 16 – Tabela de logradouros com abreviaturas

Abreviatura	Logradouro
ACAMP	Acampamento
AC	Acesso
AD	Adro
ERA	Aeroporto
AL	Alameda
AT	Alto
A	Area
AE	Area especial
ART	Arteria
ATL	Atalho
AV	Avenida
AV-CONT	Avenida contorno
BX	Baixa
BLO	Balao
BAL	Balneario
BC	Beco
BELV	Belvedere
BL	Bloco
BSQ	Bosque
BVD	Boulevard
BCO	Buraco
C	Cais
CALC	Calcada
CAM	Caminho
CPO	Campo
CAN	Canal
CHAP	Chacara

Continua na próxima página

Tabela 16 – continuação da página anterior

Abreviatura	Logradouro
CHAP	Chapadao
CIRC	Circular
COL	Colonia
CMP-VR	Complexo viario
COND	Condominio
CJ	Conjunto
COR	Corredor
CRG	Corrego
DSC	Descida
DSV	Desvio
DT	Distrito
EVD	Elevada
ENT-PART	Entrada particular
EQ	Entre quadra
ESC	Escada
ESP	Esplanada
ETC	Estacao
ESTC	Estacionamento
ETD	Estadio
ETN	Estancia
EST	Estrada
EST-MUN	Estrada municipal
FAV	Favela
FAZ	Fazenda
FRA	Feira
FER	Ferrovia
FNT	Fonte
FTE	Forte
GAL	Galeria

Continua na próxima página

Tabela 16 – continuação da página anterior

Abreviatura	Logradouro
GJA	Granja
HAB	Habitacional
IA	Ilha
JD	Jardim
JDE	Jardinete
LD	Ladeira
LG	Lago
LGA	Lagoa
LRG	Largo
LOT	Loteamento
MNA	Marina
MOD	Modulo
TEM	Monte
MRO	Morro
NUC	Nucleo
PDA	Parada
PDO	Paradouro
PAR	Paralela
PRQ	Parque
PSG	Passagem
PSC-SUB	Passagem subterranea
PSA	Passarela
PAS	Passeio
PAT	Patio
PNT	Ponta
PTE	Ponte
PTO	Porto
PC	Praca
PC-ESP	Praça de esportes

Continua na próxima página

Tabela 16 – continuação da página anterior

Abreviatura	Logradouro
PR	Praia
PRL	Prolongamento
Q	Quadra
QTA	Quinta
QTAS	Quinta
RAM	Rama
RMP	Rampa
REC	Recanto
RES	Residencial
RET	Reta
RER	Retiro
RTN	Retorno
ROD-AN	RodoAnel
ROD	Rodovia
RTT	Rotatoria
ROT	Rotula
R	Rua
R-LIG	Rua de ligação
R-PED	Rua de pedestre
SRV	Servidao
ST	Setor
SIT	Sitio
SUB	Subida
TER	Terminal
TV	Travessa
TV-PART	Travessa particular
TRV	Trecho
TRV	Trevo
TCH	Trincheira

Continua na próxima página

Tabela 16 – continuação da página anterior

Abreviatura	Logradouro
TUN	Tunel
UNID	Unidade
VAL	Vala
VLE	Vale
VRTE	Variante
VER	Vereda
V	Via
V-AC	Via de acesso
V-PED	Via de pedestre
V-EVD	Via elevado
V-EXP	Via expressa
VD	Viaduto
VLA	Viela
VL	Vila
ZIG-ZAG	Zigue-zague

Fonte: MS/SAS/DRAC/CGSI - Coordenação Geral dos Sistemas de Informação
 (adaptada)¹

¹ <http://www.pmf.sc.gov.br/arquivos/arquivos/pdf/04_01_2010_10.27.25.2b615e6755138defe1bdb00f1c86031f.PDF>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

Apêndice C – Detalhamento dos campos da GTFS

Tabela 17 – Detalhamento dos campos do arquivo *agency.txt* da GTFS

Nome do campo	Condisional	Descrição
<i>agency_id</i>	Opcional	Identifica uma agência de transporte público. Um <i>feed</i> de transporte público pode representar dados de mais de uma agência. Este campo é opcional para <i>feeds</i> de transporte público que contenham somente dados de uma única agência.
<i>agency_name</i>	Obrigatório	Contém o nome completo da agência de transporte público.
<i>agency_url</i>	Obrigatório	Contém o <i>URL</i> da agência de transporte público.
<i>agency_timezone</i>	Obrigatório	Contém o fuso horário de onde a agência de transporte público está localizada.
<i>agency_lang</i>	Opcional	Contém um código <i>ISO 639-1</i> de duas letras para o idioma principal usado por essa agência de transporte público.
<i>agency_phone</i>	Opcional	Contém um único número de telefone da agência especificada.
<i>agency_fare_url</i>	Opcional	Especifica o <i>URL</i> de uma página da Web que permite que um passageiro compre passagens ou outros instrumentos de tarifas dessa agência <i>on-line</i> .

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

¹ <<https://developers.google.com/transit>>. Acesso em Outubro, 29 de 2017.

Tabela 18 – Detalhamento dos campos do arquivo
stops.txt da GTFS

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>stop_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma parada ou uma estação. Diversos trajetos podem usar a mesma parada.
<i>stop_code</i>	Opcional	Contém um pequeno texto ou um número que identifica a parada para os passageiros. Os códigos das paradas são usados muitas vezes em sistemas de informações sobre transporte público por telefone ou impressos em sinalizações nas paradas para que os passageiros possam obter informações sobre o horário das paradas com mais facilidade ou sobre chegadas de uma parada específica em tempo real. O campo <i>stop_code</i> só deve ser usado para códigos de parada exibidos aos passageiros. Para os códigos internos, use <i>stop_id</i> . Este campo deve ser deixado em branco para as paradas que não têm um código.
<i>stop_name</i>	Obrigatório	Contém o nome de uma parada ou estação. Use um nome compreensível para as pessoas locais e linguagem turística.
<i>stop_desc</i>	Opcional	Contém uma descrição de uma parada. Forneça informações úteis e de qualidade. Não basta repetir o nome da parada.
<i>stop_lat</i>	Obrigatório	Contém a latitude de uma parada ou estação. O valor do campo deve ser uma latitude WGS 84 válida.

Continua na próxima página

Tabela 18 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>stop_lon</i>	Obrigatório	Contém a longitude de uma parada ou estação. O valor do campo deve ser uma latitude WGS 84 válida entre -180 e 180.
<i>zone_id</i>	Opcional	Define a zona tarifária do ID de uma parada. Os IDs de zonas são obrigatórios para fornecer informações sobre tarifas usando <i>fare_rules.txt</i> . Se esse ID de parada representa uma estação, o ID de zona é ignorado.
<i>stop_url</i>	Opcional	Contém o URL de uma página da Web sobre uma parada específica. Ele deve ser diferente dos campos <i>agency_url</i> e <i>route_url</i> .
<i>location_type</i>	Opcional	Identifica se este ID de parada representa uma parada ou uma estação. Se nenhum tipo de local for especificado ou se o campo <i>location_type</i> estiver em branco, os IDs de parada serão tratados como paradas. As estações podem ter propriedades diferentes das paradas quando são representadas em um mapa ou usadas em planejamento de viagens. O campo de tipo de local pode ter os seguintes valores: 0 ou em branco (para parada) e 1 (estação).

Continua na próxima página

Tabela 18 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>parent_station</i>	Opcional	Para paradas que estejam fisicamente localizadas dentro de estações, o campo <i>parent_station</i> identifica a estação associada à parada. Para usar este campo, o arquivo <i>stops.txt</i> também deve conter uma linha em que esse ID de parada tenha o tipo de localização=1.

Continua na próxima página

Tabela 18 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>stop_timezone</i>	Opcional	<p>Contém o fuso horário em que a parada ou estação está localizada. Se omitido, assume-se que a parada está localizada no fuso horário especificado por <i>agency_timezone</i> no arquivo <i>agency.txt</i>.</p> <p>Quando uma parada tem uma estação principal, considera-se que a parada esteja no fuso horário especificado pelo valor <i>stop_timezone</i> da estação principal. Se uma parada específica possui um valor <i>parent_station</i>, qualquer valor <i>stop_timezone</i> especificado para essa parada deve ser ignorado. Mesmo que os valores de <i>stop_timezone</i> sejam fornecidos no arquivo <i>stops.txt</i>, os horários em <i>stop_times.txt</i> devem continuar a ser especificados como horários desde a meia-noite no fuso horário especificado por <i>agency_timezone</i> em <i>agency.txt</i>. Isso garante que os valores de tempo em uma viagem sempre aumentam durante uma viagem, independentemente dos fusos horários pelos quais uma viagem passa.</p>

Continua na próxima página

Tabela 18 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>wheelchair_boarding</i>	Opcional	<p>Identifica se é possível o embarque de passageiros em cadeira de rodas na parada ou estação especificada. O campo pode ter os seguintes valores: 0 (ou vazio) - indica que não há informações sobre acessibilidade para a parada; 1 - indica que, pelo menos, alguns veículos nesta parada possibilitam o embarque de passageiros em cadeira de rodas; 2 - o embarque de pessoas em cadeiras de roda não é possível nesta parada. Quando uma parada faz parte de um complexo de estações maiores, como indicado por uma para com um valor <i>parent_station</i>, o campo <i>wheelchair_boarding</i> da parada possui a seguinte semântica adicional: 0 (ou vazio) - a parada herdará o valor para <i>wheelchair_boarding</i> da estação principal, se especificado; 1 - existem vias de acesso na parte externa da estação para a parada/plataforma específico; 2 - não há vias de acesso na parte externa da estação para a parada/plataforma específica</p>

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 19 – Detalhamento dos campos do arquivo *routes.txt* da GTFS

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>route_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica um trajeto.
<i>agency_id</i>	Opcional	Define uma agência para o trajeto especificado. Este valor é indicado no arquivo <i>agency.txt</i> . Campo destinado para quando for fornecido dados para trajetos de mais de uma agência.
<i>route_short_name</i>	Obrigatório	Contém o nome abreviado de um trajeto. Geralmente, será um identificador pequeno e abstrato, como, por exemplo "32", "100X" ou "Verde", que os passageiros usam para identificar um trajeto, mas que não fornece nenhuma identificação de quais lugares são atendidos pelo trajeto. Se o trajeto não tem um nome abreviado, especifique um <i>route_long_name</i> e use uma sequência vazia como o valor deste campo.
<i>route_long_name</i>	Obrigatório	Contém o nome completo de um trajeto. Em geral, esse nome é mais descritivo que <i>route_short_name</i> e incluirá o destino ou a parada do trajeto. Se o trajeto não tem um nome completo, especifique um <i>route_short_name</i> e use uma sequência vazia como o valor deste campo.
<i>route_desc</i>	Opcional	Contém uma descrição de um trajeto. Não basta repetir o nome do trajeto.

Continua na próxima página

Tabela 19 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>route_type</i>	Obrigatório	Descreve o tipo de transporte usado em um trajeto. Os valores válidos deste campo são: 0 - Bonde, ônibus elétrico, veículo leve sobre trilhos; 1 - Metrô, trem subterrâneo; 2 - Via férrea; 3 - Ônibus; 4 - Balsa; 5 - Teleférico; 6 - Gôndola, teleférico suspenso; 7 - Funicular.
<i>route_url</i>	Opcional	Contém o URL de uma página da Web sobre esse trajeto específico. Ele deve ser diferente de <i>agency_url</i> .
<i>route_color</i>	Opcional	Define uma cor que corresponda ao trajeto. A cor deve ser informada como um número hexadecimal de seis caracteres. Se nenhuma cor é especificada, a cor padrão de trajetos é branca (FFFFFF). A diferença de cores entre <i>route_color</i> e <i>route_text_color</i> deve fornecer contraste suficiente quando visualizado em uma tela em preto e branco.
<i>route_text_color</i>	Opcional	Usado para especificar uma cor legível para usar em desenho de texto contra um plano de fundo de <i>route_color</i> .

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 20 – Detalhamento dos campos do arquivo
trips.txt da GTFS

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>route_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica um trajeto. Este valor é indicado no arquivo <i>agency.txt</i> .
<i>service_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica um conjunto de datas em que o serviço está disponível para um ou mais trajetos. Este valor é indicado no arquivo <i>calendar.txt</i> ou <i>calendar_dates.txt</i> .
<i>trip_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma viagem.
<i>trip_headsign</i>	Opcional	Contém o texto que aparece em uma sinalização que identifica o destino da viagem para os passageiros. Use este campo para distinguir diferentes padrões de serviço no mesmo trajeto. Se a placa muda durante uma viagem, você pode substituir o campo <i>trip_headsign</i> , especificando valores para o campo <i>stop_headsign</i> em <i>stop_times.txt</i> .
<i>trip_short_name</i>	Opcional	Contém o texto que aparece em programações e placas de sinalização para identificar a viagem para os passageiros, por exemplo, para identificar números de trens para viagens de trens suburbanos. Se os passageiros não recorrem normalmente aos nomes da viagem, deixe este campo em branco. Um valor de <i>trip_short_name</i> , se possível, deve identificar, com exclusividade, uma viagem em um dia de serviço; ele não deve ser usado para nomes de destino ou designações limitadas/expressas.

Continua na próxima página

Tabela 20 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>direction_id</i>	Opcional	Contém um valor binário que indica a direção de uma viagem. Use este campo para distinguir viagens bidirecionais com o mesmo <i>route_id</i> . Este campo não é usado na criação de trajetos; ele fornece uma maneira de separar viagens por direção durante a publicação de tabelas de horário. Você pode especificar nomes para cada direção com o campo <i>trip_headsign</i> . 0 - viagem em uma única direção (por exemplo, só ida); 1 - viagem na direção oposta (por exemplo, de volta), os campos <i>trip_headsign</i> e <i>direction_id</i> podem ser usados juntos para atribuir um nome a uma viagem em cada direção "1234".
<i>block_id</i>	Opcional	Identifica o quadro a que a viagem pertence. Um bloco consiste em duas ou mais viagens sequenciais feitas usando o mesmo veículo, em que um passageiro pode passar de uma viagem para a próxima permanecendo no veículo. O campo <i>block_id</i> deve ser indicado por duas ou mais viagens no arquivo <i>trips.txt</i> .
<i>shape_id</i>	Opcional	Contém um ID que define a forma da viagem. Este valor é indicado no arquivo <i>shapes.txt</i> . O arquivo <i>shapes.txt</i> permite definir como será traçada uma linha no mapa para representar uma viagem.

Continua na próxima página

Tabela 20 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>wheelchair_accessible</i>	Opcional	0 (ou vazio) - indica que não há informações sobre acessibilidade para a viagem; 1 - indica que o veículo que está sendo usado nesta viagem específica pode acomodar, pelo menos, um passageiro em cadeira de rodas; 2 - indica que não é possível acomodar passageiros em cadeiras de rodas nesta viagem

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 21 – Detalhamento dos campos do arquivo

stop_times.txt da GTFS

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>trip_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma viagem. Este valor é indicado no arquivo <i>trips.txt</i> .

Continua na próxima página

Tabela 21 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>arrival_time</i>	Obrigatório	<p>Especifica o horário de chegada em uma parada específica de uma viagem específica de um trajeto. No caso de horários que ocorram após a meia-noite na data do serviço, digite o horário como um valor maior que 24:00:00 em horário local HH:MM:SS para o dia em que começa a programação da viagem. Se não há horários separados para chegada e partida em uma parada, insira o mesmo valor para <i>arrival_time</i> e <i>departure_time</i>. É necessário especificar os horários de chegada para a primeira e a última paradas de uma viagem.</p> <p>Se essa parada não for programada, use uma sequência vazia para os campos <i>arrival_time</i> e <i>departure_time</i>. As paradas sem horário de chegada são programadas conforme a parada programada anterior mais próxima. Para garantir trajetos precisos, forneça horários de chegada e de partida para todas as paradas programadas.</p> <p>Não intercale as parada, ou, preencha os horários com espaços. Observação: as viagens que abrangem várias datas terão horários de parada maiores que 24:00:00. Por exemplo, se uma viagem começa às 10:30:00 p.m e termina às 2:15:00 a.m. do dia seguinte, os horários de parada seriam 22:30:00 e 26:15:00. A inclusão desses horários de parada como 22:30:00 e 02:15:00 não produzem os resultados desejados.</p>

Tabela 21 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>departure_time</i>	Obrigatório	<p>Especifica o horário de partida de uma parada específica para uma viagem específica de um trajeto. O horário é medido de "meio-dia menos 12h"(efetivamente meia-noite, exceto para dias do horário de verão), no início da data do serviço. No caso de horários que ocorram após a meia-noite na data do serviço, digite o horário como um valor maior que 24:00:00 em horário local HH:MM:SS para o dia em que começa a programação da viagem. Se não há horários diferentes para a chegada e a saída em uma parada, insira o mesmo valor para <i>arrival_time</i> e <i>departure_time</i>. É necessário especificar os horários de partida da primeira e da última paradas em uma viagem. Se essa parada não for programada, use uma sequência vazia para os campos <i>arrival_time</i> e <i>departure_time</i>. As paradas sem horário de chegada são programadas conforme a parada programada anterior mais próxima. Para garantir trajetos precisos, forneça horários de chegada e de partida para todas as paradas programadas. Não intercale as paradas. Os horários devem ter oito dígitos no formato HH:MM:SS (o formato H:MM:SS também é aceito, se a hora iniciar com 0). Não preencha os horários com espaços.</p>

Continua na próxima página

Tabela 21 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>stop_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma parada. Diversos trajetos podem usar a mesma parada. O campo <i>stop_id</i> é indicado no arquivo <i>stops.txt</i> . Se <i>location_type</i> é usado no arquivo <i>stops.txt</i> , todas as paradas indicadas em <i>stop_times.txt</i> deverão ter <i>location_type</i> igual a 0. Onde possível, os valores de <i>stop_id</i> devem permanecer consistentes entre as atualizações de feed. Se uma parada não está programada, digite valores em branco para <i>arrival_time</i> e <i>departure_time</i> .
<i>stop_sequence</i>	Obrigatório	Identifica a ordem das paradas de uma viagem específica. Os valores de <i>stop_sequence</i> devem ser números inteiros positivos e devem aumentar ao longo da viagem.
<i>stop_headsign</i>	Opcional	Contém o texto que aparece em uma sinalização que identifica o destino da viagem para os passageiros. Use este campo para substituir o <i>trip_headsign</i> padrão quando as placas mudarem durante as viagens. Se esta placa está associada a uma viagem inteira, use <i>trip_headsign</i> no lugar.

Continua na próxima página

Tabela 21 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>pickup_type</i>	Opcional	Indica se os passageiros são embarcados em uma parada como parte da programação normal ou se não há embarque disponível na parada. Este campo também permite que a agência de transporte público indique se os passageiros devem ligar para a agência ou notificar o motorista para agendar um embarque em uma parada específica. Os valores válidos deste campo são: 0 - Embarque no horário normal; 1 - Sem embarque disponível; 2 - Deve ligar para a agência a fim de agendar o embarque; 3 - Deve combinar com o motorista para agendar o embarque. O valor padrão deste campo é 0.

Continua na próxima página

Tabela 21 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>drop_off_type</i>	Opcional	Indica se há desembarque de passageiros em uma parada, como parte da programação normal ou se não há desembarques na parada. Este campo também permite que a agência de transporte público indique se os passageiros devem ligar para a agência ou notificar o motorista para agendar um desembarque em uma determinada parada. Os valores válidos deste campo são: 0 - Desembarque no horário normal; 1 - Desembarque não disponível; 2 - Deve telefonar para agendar o desembarque; 3 - Deve combinar com o motorista para agendar o desembarque. O valor padrão deste campo é 0.

Continua na próxima página

Tabela 21 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>shape_dist_traveled</i>	Opcional	Quando usado no arquivo <i>stop_times.txt</i> , o campo <i>shape_dist_traveled</i> posiciona uma parada como uma distância a partir do primeiro ponto de forma. O campo <i>shape_dist_traveled</i> representa uma distância real percorrida ao longo do trajeto em unidades como, por exemplo, pés ou quilômetros. Essas informações permitem que o planejador da viagem determine o quanto da forma deve ser desenhado ao exibir parte de uma viagem no mapa. Os valores usados para <i>shape_dist_traveled</i> devem aumentar juntamente com <i>stop_sequence</i> . As unidades usadas para <i>shape_dist_traveled</i> no arquivo <i>stop_times.txt</i> devem corresponder às unidades usadas para este campo no arquivo <i>shapes.txt</i> .

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 22 – Detalhamento dos campos do arquivo *calendar.txt* da GTFS

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>service_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica um conjunto de datas em que o serviço está disponível para um ou mais trajetos. Cada valor de <i>service_id</i> pode aparecer, no máximo, uma vez em um arquivo <i>calendar.txt</i> . Este valor é um conjunto de dados exclusivo. Ele é indicado pelo arquivo <i>trips.txt</i> .
<i>monday</i>	Obrigatório	Contém um valor binário que indica se o serviço é válido para todas as segundas-feiras. O valor 1 indica que o serviço está disponível todas as segundas-feiras durante o período. O período é especificado utilizando-se os campos <i>start_date</i> e <i>end_date</i> . O valor 0 indica que o serviço não está disponível às segundas-feiras no período. Observação: você pode listar exceções para datas específicas, como, por exemplo, feriados, no arquivo <i>calendar_dates.txt</i> .
<i>tuesday</i>	Obrigatório	Contém um valor binário que indica se o serviço é válido para todas as terças-feiras. O valor 1 indica que o serviço está disponível todas as terças-feiras durante o período. O período é especificado utilizando-se os campos <i>start_date</i> e <i>end_date</i> . O valor 0 indica que o serviço não está disponível às terças-feiras no período.

Continua na próxima página

Tabela 22 - continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
wednesday	Obrigatório	<p>Contém um valor binário que indica se o serviço é válido para todas as quartas-feiras.</p> <p>O valor 1 indica que o serviço está disponível todas as quartas-feiras durante o período. O período é especificado utilizando-se os campos <i>start_date</i> e <i>end_date</i>. O valor 0 indica que o serviço não está disponível às quartas-feiras no período.</p>
thursday	Obrigatório	<p>Contém um valor binário que indica se o serviço é válido para todas as quintas-feiras.</p> <p>O valor 1 indica que o serviço está disponível todas as quintas-feiras durante o período. O período é especificado utilizando-se os campos <i>start_date</i> e <i>end_date</i>. O valor 0 indica que o serviço não está disponível às quintas-feiras no período.</p>
friday	Obrigatório	<p>Contém um valor binário que indica se o serviço é válido para todas as sextas-feiras.</p> <p>O valor 1 indica que o serviço está disponível todas as sextas-feiras durante o período. O período é especificado utilizando-se os campos <i>start_date</i> e <i>end_date</i>. O valor 0 indica que o serviço não está disponível às sextas-feiras no período.</p>

Continua na próxima página

Tabela 22 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>saturday</i>	Obrigatório	Contém um valor binário que indica se o serviço é válido para todos os sábados. O valor 1 indica que o serviço está disponível todos os sábados durante o período. O período é especificado utilizando-se os campos <i>start_date</i> e <i>end_date</i> . O valor 0 indica que o serviço não está disponível aos sábados no período.
<i>sunday</i>	Obrigatório	Contém um valor binário que indica se o serviço é válido para todos os domingos. O valor 1 indica que o serviço está disponível todos os domingos durante o período. O período é especificado utilizando-se os campos <i>start_date</i> e <i>end_date</i> . O valor 0 indica que o serviço não está disponível aos sábados no período.
<i>start_date</i>	Obrigatório	O campo <i>start_date</i> contém a data de início do serviço. O valor do campo <i>start_date</i> deve estar no formato YYYYMMDD.
<i>end_date</i>	Obrigatório	O campo <i>end_date</i> contém a data final do serviço. Essa data está incluída no intervalo do serviço. O valor do campo <i>end_date</i> deve estar no formato AAAAMMDD.

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 23 – Detalhamento dos campos do arquivo *calendar_dates.txt* da GTFS

<i>service_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica um conjunto de datas em que uma exceção ao serviço está disponível para um ou mais trajetos. Cada par (<i>service_id</i> , <i>date</i>) pode aparecer somente uma vez em <i>calendar_dates.txt</i> . Se um valor de <i>service_id</i> aparece nos arquivos <i>calendar.txt</i> e <i>calendar_dates.txt</i> , as informações contidas em <i>calendar_dates.txt</i> modifica as informações de serviço especificadas em <i>calendar.txt</i> . Este campo é indicado pelo arquivo <i>trips.txt</i> .
<i>date</i>	Obrigatório	Especifica uma data específica em que a disponibilidade do serviço é diferente do normal. Você pode usar o campo <i>exception_type</i> para indicar se o serviço está disponível na data especificada. O valor do campo <i>date</i> deve estar no formato AAAAMMDD.
<i>exception_type</i>	Obrigatório	Indica se o serviço está disponível na data especificada no arquivo <i>date</i> . O valor 1 indica que o serviço foi adicionado para a data especificada. O valor 2 indica que o serviço foi removido para a data especificada.

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 24 – Detalhamento dos campos do arquivo *fare_attributes.txt* da GTFS

<i>fare_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma classe de tarifas.
<i>price</i>	Obrigatório	Contém o preço da tarifa, na unidade especificada por <i>currency_type</i> .
<i>currency_type</i>	Obrigatório	Define a moeda usada para pagar a tarifa. Use os códigos de moeda em ordem alfabética ISO 4217.
<i>payment_method</i>	Obrigatório	Indica quando a tarifa deve ser paga. Os valores válidos deste campo são: 0 - A tarifa é paga a bordo; 1 - A tarifa deve ser paga antes do embarque.
<i>transfers</i>	Obrigatório	O campo <i>transfers</i> especifica o número de baldeações permitidas nesta tarifa. Os valores válidos deste campo são: 0 - Não são permitidas baldeações nesta tarifa; 1 - Os passageiros só podem fazer uma baldeação; 2 - Os passageiros podem fazer duas baldeações; (empty) - Se o campo estiver vazio, não há limites para o número de baldeações.
<i>transfer_duration</i>	Opcional	Especifica a duração, em segundos, antes da expiração da baldeação. Quando usado com um valor 0 para <i>transfers</i> , o campo <i>transfer_duration</i> indica por quanto tempo uma passagem é válida para uma tarifa quando as baldeações não são permitidas. A menos que você pretenda usar este campo para indicar a validade da passagem, <i>transfer_duration</i> deve ser omitido ou deve ficar em branco, quando <i>transfers</i> é definido como 0.

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 25 – Detalhamento dos campos do arquivo *fare_rules.txt* da GTFS

<i>fare_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma classe de tarifas. Este valor é indicado no arquivo <i>fare_attributes.txt</i> .
<i>route_id</i>	Opcional	Associa o ID da tarifa a um trajeto. Os IDs de trajetos são indicados no arquivo <i>routes.txt</i> . Se você tem diversos trajetos com os mesmos atributos de tarifa, crie uma linha no arquivo <i>fare_rules.txt</i> para cada trajeto.
<i>origin_id</i>	Opcional	Associa o ID da tarifa a um ID de zona de origens. Os IDs de zona são indicados no arquivo <i>stops.txt</i> . Se há vários IDs de origem com os mesmos atributos, crie uma linha no arquivo <i>fare_rules.txt</i> para cada ID de origem.
<i>destination_id</i>	Opcional	Associa o ID da tarifa a um ID de zona de destino. IDs de zona são indicados no arquivo <i>stops.txt</i> . Se há vários IDs de destino com os mesmos atributos de tarifa, cria-se uma linha no arquivo <i>fare_rules.txt</i> para cada ID de destino.
<i>contains_id</i>	Opcional	Associa o ID da tarifa a um ID de zona ID, indicado no arquivo <i>stops.txt</i> . O ID da tarifa é, então, associado a itinerários que transmitem cada zona de <i>contains_id</i> .

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 26 – Detalhamento dos campos do arquivo *shapes.txt* da GTFS

<i>shape_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma forma.
<i>shape_pt_lat</i>	Obrigatório	Associa a latitude de um ponto de forma ao ID de uma forma. O valor do campo deve ser uma latitude WGS 84 válida. Cada linha do arquivo <i>shapes.txt</i> representa um ponto de forma em sua definição de formas.
<i>shape_pt_lon</i>	Obrigatório	Associa a longitude de um ponto de forma ao ID de uma forma. O valor do campo deve ser uma longitude WGS 84 de valor de -180 a 180. Cada linha do arquivo <i>shapes.txt</i> representa um ponto de forma em sua definição de formas.
<i>shape_pt_sequence</i>	Obrigatório	Associa a latitude e a longitude de uma forma de um ponto de formas com sua ordem sequencial juntamente com a forma. Os valores de <i>shape_pt_sequence</i> devem ser números inteiros positivos e devem aumentar com a viagem.
<i>shape_dist_traveled</i>	Opcional	Quando usado no arquivo <i>shapes.txt</i> , o campo <i>shape_dist_traveled</i> posiciona um ponto de forma como uma distância percorrida juntamente com uma forma a partir do primeiro ponto de forma. O campo <i>shape_dist_traveled</i> representa uma distância real percorrida ao longo do trajeto em unidades como, por exemplo, pés ou quilômetros. Esta informação permite que o planejador de viagens determine o quanto da forma deve ser desenhado ao mostrar parte de uma viagem no mapa. Os valores usados para <i>shape_dist_traveled</i> devem aumentar juntamente com <i>shape_pt_sequence</i> . As unidades usadas para <i>shape_dist_traveled</i> no arquivo <i>shapes.txt</i> devem corresponder às unidades usadas para este campo no arquivo <i>stop_times.txt</i> .

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 27 – Detalhamento dos campos do arquivo *frequencies.txt* da GTFS

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>trip_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma viagem à qual a frequência especificada de serviço se aplica. Os IDs de viagem são indicados no arquivo <i>trips.txt</i> .
<i>start_time</i>	Obrigatório	Especifica o horário em que o serviço começa com a freqüência especificada. Para horários após a meia-noite, insira-os como um valor maior que 24:00:00 no horário local HH:MM:SS para o dia em que a programação das viagens começa.
<i>end_time</i>	Obrigatório	Especifica o horário em que o serviço muda para uma frequência diferente (ou é interrompido), na primeira parada da viagem. Para horários após a meia-noite, insira-os como um valor maior que 24:00:00 no horário local HH:MM:SS para o dia em que a programação das viagens começa.

Tabela 27 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>headway_secs</i>	Obrigatório	<p>Indica o horário entre as saídas da mesma parada (intervalo entre as viagens) deste tipo de viagem, durante o intervalo de tempo especificado por <i>start_time</i> e <i>end_time</i>. O valor do intervalo de tempo entre duas viagens deve ser inserido em segundos.</p> <p>Períodos em que intervalos entre as viagens são definidos (as linhas no arquivo <i>frequencies.txt</i>) não devem ser sobrepostos para a mesma viagem, uma vez que é difícil determinar o que deve ser inferido de dois intervalos de viagem sobrepostos. No entanto, um período de intervalo entre viagens pode começar exatamente no mesmo horário em que outro termina.</p>

Tabela 27 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
exact_times	Opcional	<p>Determina se viagens baseadas em frequência devem ser programadas com exatidão com base nas informações especificadas dos intervalos entre as viagens.</p> <p>Os valores válidos deste campo são: 0 ou (vazio) - Viagens baseadas em frequência não são programadas com exatidão. Este é o comportamento padrão; 1 - Viagens baseadas em frequência são programadas com exatidão. Para uma linha no <i>frequencies.txt</i>, as viagens são programadas com início com <i>trip_start_time =start_time + x * headway_secs</i> para todos x em (0, 1, 2, ...), em que <i>trip_start_time < end_time</i>. O valor de <i>exact_times</i> deve ser o mesmo para todas as linhas de <i>frequencies.txt</i> com o mesmo <i>trip_id</i>. Se <i>exact_times</i> for igual a 1, e uma linha de <i>frequencies.txt</i> tiver um <i>start_time</i> igual a <i>end_time</i>, nenhuma viagem deverá ser programada. Quando <i>exact_times</i> é 1, deve-se escolher um valor <i>end_time</i> que seja maior que o último horário de início da viagem programada, mas menor que o último horário de início da viagem desejada + <i>headway_secs</i>.</p>

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 28 – Detalhamento dos campos do arquivo
transfer.txt da GTFS

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>from_stop_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma parada ou uma estação onde começa uma conexão entre trajetos. Os IDs de paradas são indicados no arquivo <i>stops.txt</i> . Se a ID de parada se refere a uma estação que contém várias paradas, essa regra de baldeação se aplica a todas as paradas nesta estação.
<i>to_stop_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica uma parada ou uma estação onde termina uma conexão entre trajetos. Os IDs de paradas são indicados no arquivo <i>stops.txt</i> . Se a ID de parada se refere a uma estação que contém várias paradas, essa regra de baldeação se aplica a todas as paradas nesta estação.
<i>transfer_type</i>	Obrigatório	Especifica o tipo de conexão para o par (<i>from_stop_id</i> , <i>to_stop_id</i>) especificado. Os valores válidos deste campo são: 0 ou (vazio) - Este é um ponto de baldeação recomendado entre dois trajetos; 1 - Este é um ponto de baldeação programado entre dois trajetos; 2 - Essa baldeação exige um tempo mínimo entre a chegada e a partida para garantir uma conexão. O tempo necessário para a baldeação é especificado por <i>min_transfer_time</i> ; 3 - Não é possível fazer baldeações entre trajetos neste local.

Continua na próxima página

Tabela 28 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>min_transfer_time</i>	Opcional	Quando uma conexão entre trajetos exige um tempo entre a chegada e a partida (<i>transfer_type=2</i>), o campo <i>min_transfer_time</i> define o período de tempo que deve estar disponível em um itinerário para permitir uma baldeação entre trajetos nestas paradas. O <i>min_transfer_time</i> deve ser suficiente para que um passageiro típico se desloque entre as duas paradas, incluindo um tempo extra para variação na programação em cada trajeto. O valor de <i>min_transfer_time</i> deve ser inserido em segundos e deve ser um número inteiro positivo.

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Tabela 29 – Detalhamento dos campos do arquivo
feed_info.txt da GTFS

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>feed_publisher_name</i>	Obrigatório	Contém o nome completo da organização que publica o <i>feed</i> . Pode ser o mesmo que aquele definido pelos valores de <i>agency_name</i> no arquivo <i>agency.txt</i> . Aplicativos que utilizam GTFS podem exibir este nome ao concederem atribuições relacionadas aos dados de um <i>feed</i> específico.
<i>feed_publisher_url</i>	Obrigatório	Contém o URL do website da organização que está publicando o <i>feed</i> . Pode ser o mesmo que um dos valores de <i>agency_url</i> no arquivo <i>agency.txt</i> .
<i>feed_lang</i>	Obrigatório	Contém um código de idiomas IETF BCP 47 que especifica o idioma padrão usado para o texto neste <i>feed</i> . Esta configuração ajuda os consumidores de GTFS a escolherem regras para o uso de letras maiúsculas e minúsculas e outras configurações específicas do idioma para o <i>feed</i> .

Continua na próxima página

Tabela 29 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>feed_start_date / feed_end_date</i>	Opcional	O <i>feed</i> fornece informações completas e confiáveis sobre a programação de um serviço, no período entre o início do dia <i>feed_start_date</i> e o final do dia <i>feed_end_date</i> . As datas nos dois dias estão no formato AAAAMMDD, assim como no arquivo <i>calendar.txt</i> , ou são deixadas em branco se não estiverem disponíveis. A data <i>feed_end_date</i> não deve preceder a data <i>feed_start_date</i> , se ambas forem fornecidas. Os provedores de feeds são encorajados a oferecerem dados de programação fora desse período a fim de informarem sobre possíveis serviços no futuro, mas os consumidores de <i>feed</i> devem estar conscientes de seu status não autorizado. Se <i>feed_start_date</i> ou <i>feed_end_date</i> se estendem além das datas do calendário ativo definidas nos arquivos <i>calendar.txt</i> e <i>calendar_dates.txt</i> , o <i>feed</i> se torna uma afirmação explícita de que não há serviços para as datas entre <i>feed_start_date</i> ou <i>feed_end_date</i> que não estão incluídas nas datas do calendário ativo.

Continua na próxima página

Tabela 29 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condicio-nal	Descrição
<i>feed_version</i>	Opcional	O editor de <i>feeds</i> pode especificar uma sequência que indique a versão atual do <i>feed</i> GTFS. Os aplicativos que utilizam GTFS podem exibir este valor para ajudar os editores de <i>feed</i> a determinar se foi incorporada a versão mais recente do <i>feed</i> .

Fonte: Google Transit (adaptada)¹

Apêndice D – Linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção

Tabela 30 – Linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33389	1301	TERM. PINHEIROS / METRÔ TUCURUVI
33284	1176	ITAIM BIBI / METRÔ SANTANA
33121	1023	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. STO. AMARO
32805	1006	TERM. PRINC. ISABEL / CHÁC. SANTANA
33112	933	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. SÃO SAVÉRIO
33111	857	TERM. AMARAL GURGEL / JD. DA SAÚDE
35229	841	TURISMO / CIRCULAR
33443	816	ANA ROSA / METRÔ SANTANA
32897	805	LUZ / TERM. A. E. CARVALHO
35072	767	METRÔ BARRA FUNDA / CONEXÃO PETRÔ-NIO PORTELA
32772	759	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. STO. AMARO
33253	754	METRÔ BELÉM / JD. BONFIGLIOLI
33391	748	METRÔ JABAQUARA / METRÔ SANTANA
32813	746	PÇA. DA SÉ / CHÁC. SANTANA
32829	746	TERM. BANDEIRA / TERM. CAPELINHA
34048	719	LGO. SÃO FRANCISCO / JD. SELMA
33486	715	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO Mateus
33236	708	TERM. BANDEIRA / JD. JAQUELINE
33336	697	PINHEIROS / IMIRIM
32816	693	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. STO. AMARO
33534	690	CARDOSO DE ALMEIDA / MACHADO DE ASSIS
32838	647	PÇA. DA SÉ / PQ. RES. COCAIA
33398	639	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ SANTANA
32769	638	LGO. SÃO FRANCISCO / TERM. CAPELINHA
33114	637	TERM. PINHEIROS / SACOMÃ
34210	637	LGO. SÃO FRANCISCO / TERM. VARGINHA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33116	625	RIO PEQUENO / IPIRANGA
33126	614	TERM. BANDEIRA / INOCOOP CAMPO LIMPO
33328	598	HOSP. DAS CLÍNICAS / LAUZANE PAULISTA
33077	593	BOM RETIRO / PQ. SÃO LUCAS
33129	579	TERM. BANDEIRA / VL. CRUZEIRO
33072	561	TERM. STO. AMARO / IPIRANGA
33342	556	PÇA. DO CORREIO / JD. PAULISTANO
33089	555	TERM. PQ. D. PEDRO II / VL. GUMERCINDO
34139	552	TERM. BANDEIRA / CEASA
33538	549	PAULISTA / PARAISÓPOLIS
34050	547	PQ. D. PEDRO II / CID. ADEMAR
32825	545	TERM. BANDEIRA / TERM. JOÃO DIAS
32885	525	ACLIMAÇÃO / TERM. PRINC. ISABEL
35274	524	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / TERM. LAPA
35208	523	STA. CECÍLIA / TERM. VL. MARIANA
35207	520	STA. CECÍLIA / TERM. VL. MARIANA
33356	509	PÇA. DO CORREIO / PEDRA BRANCA
33122	504	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. STO. AMARO
32939	503	LGO. SÃO FRANCISCO / JD. ÂNGELA
33481	502	PÇA. DA SÉ / TERM. VL. CARRÃO
33427	496	PÇA. DO CORREIO / VL. SABRINA
33457	489	METRÔ VL. MADALENA / PQ. EDÚ CHAVES
34101	487	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / MERCADO DA LAPA
33479	484	TERM. BANDEIRA / TERM. PQ. D. PEDRO II
34045	482	TERM. PRINC. ISABEL / JD. MIRIAM
34884	471	BUTANTÃ / TERM. PQ. D. PEDRO II
33365	461	PÇA. JOÃO MENDES / DIV. DIADEMA
32846	458	METRÔ BRÁS / TERM. GRAJAU
33326	450	LAPA / METRÔ SANTANA
32975	445	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. A. E. CARVALHO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
32849	444	LGO. SÃO FRANCISCO / VL. SÃO JOSÉ
32900	441	PÇA. DO CORREIO / SÃO MIGUEL
33439	440	TERM. AMARAL GURGEL / VL. SABRINA
32837	435	PÇA. DO CORREIO / SESC/ORION
34233	435	TERM. BANDEIRA / TERM. VARGINHA
34977	432	TERM. MERCADO / TERM. SÃO MATEUS
33287	431	TERM. AMARAL GURGEL / JD. PERY ALTO
33460	427	LIBERDADE / VL. MEDEIROS
33763	424	PÇA. JOÃO MENDES / JD. VL. FORMOSA
33482	423	PÇA. DA SÉ / PÇA. SILVIO ROMERO
33264	421	EST. DA LUZ / JD. BOA VISTA
33123	419	TERM. BANDEIRA / TERM. STO. AMARO
33502	418	TERM. PQ. D. PEDRO II / SÃO MATEUS
34804	417	E.T. ÁGUA ESPRAIADA / TERM. GRAJAÚ
33610	415	CORREIO / PQ. VL. MARIA
33095	414	TERM. PQ. D. PEDRO II / ZOOLÓGICO
34085	407	TERM. BANDEIRA / JD. VAZ DE LIMA
35276	406	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / TERM. CAMPO LIMPO
33476	403	PÇA. DO CORREIO / TERM. CACHOEIRINHA
34685	402	TERM. BANDEIRA / TERM. CAMPO LIMPO
32826	400	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. JOÃO DIAS
34396	400	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SAOPEMBA
34195	399	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / APIACÁS
33093	397	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. PLANALTO
33042	393	PÇA. DA SÉ / JD. IV CENTENÁRIO
33058	393	TERM. PQ. D. PEDRO II / PQ. STA. MADALENA
33462	393	PÇA. DO CORREIO / PQ. EDÚ CHAVES
33852	383	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. COLORADO
32831	382	LGO. SÃO FRANCISCO / TERM. CAPELINHA
34419	382	TERM. MERCADO / TERM. SACOMÃ

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34128	379	PÇA. DO CORREIO / BRASILÂNDIA
32884	376	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. CASA VERDE
33032	376	PQ. IBIRAPUERA / JD. SELMA
32814	375	TERM. BANDEIRA / TERM. STO. AMARO
33361	372	PÇA. DA SÉ / BALN. SÃO FRANCISCO
33506	372	TERM. PQ. D. PEDRO II / SÃO MATEUS
33539	372	BROOKLIN NOVO / REAL PQ.
34100	367	TERM. PRINC. ISABEL / CID. UNIVERSITÁRIA
35050	366	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. LAPA
33128	365	TERM. BANDEIRA / SOCORRO
33302	365	METRÔ BARRA FUNDA / PEDRA BRANCA
34938	362	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. CID. TIRADENTES
32827	361	TERM. BANDEIRA / TERM. CAPELINHA
33230	361	LGO. DO PAISSANDÚ / TERM. CACHOEIRINHA
33514	361	TERM. PQ. D. PEDRO II / VL. DALILA
34200	360	LGO. DO PAISSANDÚ / TERM. PIRITUBA
34064	359	PQ. IBIRAPUERA / JD. MIRIAM
33337	356	METRÔ SANTANA / HOSP. CACHOEIRINHA
34098	355	TERM. PQ. D. PEDRO II / CID. UNIVERSITÁRIA
34062	354	TERM. BANDEIRA / JD. LUSO
34940	351	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. MARÍLIA
32834	349	TERM. PINHEIROS / TERM. CAPELINHA
33272	348	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / JD. JOÃO XXIII
34831	346	TERM. BANDEIRA / JD. PAULO VI
33078	344	PÇA. ALMEIDA JR. / PQ. STA. MADALENA
34840	344	ANHANGABAÚ / SHOP. CONTINENTAL
34076	342	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. GUARAPIRANGA
33214	341	LGO. DO PAISSANDÚ / MANGALOT
34928	341	TERM. PQ. D. PEDRO II / E.T. ITAQUERA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33348	339	PÇA. DO CORREIO / TAIPAS
34033	336	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / TERM. PIRITUBA
34860	336	METRÔ ANA ROSA / E.T. ÁGUA ESPRAIADA
33468	333	PÇA. DO CORREIO / JD. BRASIL
33142	332	TERM. PQ. D. PEDRO II / VL. NOVA CURUÇÁ
33211	328	LGO. DO PAISSANDÚ / JD. LÍBANO
34138	325	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. PINHEIROS
35280	325	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. PINHEIROS
33170	323	TERM. PQ. D. PEDRO II / ITAIM PAULISTA
33363	323	PÇA. JOÃO MENDES / JD. MIRIAM
33441	323	MUSEU DO IPIRANGA / VL. SABRINA
33258	322	LGO. DA PÓLVORA / JD. MARIA LUIZA
32903	321	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. DANFER
35023	321	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ SANTANA
33229	319	PÇA. DO CORREIO / TERM. CACHOEIRINHA
34883	316	TERM. PINHEIROS / TERM. PQ. D. PEDRO II
34283	311	PÇA. JOÃO MENDES / ELDORADO
32893	310	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. VL. PRUDENTE
33198	310	PÇA. DO CORREIO / CID. D'ABRIL 3 ^ª GLEBA
35079	307	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ TUCURUVI
33429	304	TERM. PRINC. ISABEL / PQ. EDÚ CHAVES
33680	303	PQ. D. PEDRO II / UNIÃO DE VL. NOVA
34903	300	TERM. PINHEIROS / CONEXÃO VL. IÓRIO
33675	299	ITAIM PAULISTA / VL. CALIFÓRNIA
33635	297	PINHEIROS / METRÔ BARRA FUNDA
33144	294	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. NAZARÉ
34443	294	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. CELESTE

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33366	292	PÇA. JOÃO MENDES / ELDORADO
33377	289	PERDIZES / AEROPORTO
34942	289	TERM. PQ. D. PEDRO II / INÁCIO MONTEIRO
33994	287	STO. AMARO / JD. UNIVERSAL
35278	287	METRÔ STA. CRUZ / TERM. LAPA
32910	286	TERM. PQ. D. PEDRO II / VL. MARA
33333	286	CEASA / METRÔ SANTANA
33461	285	LIBERDADE / PQ. EDÚ CHAVES
33372	284	PINHEIROS / VL. CLARA
34650	284	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. PENHA
34127	282	PÇA. DO CORREIO / FREGUESIA DO Ó
34527	282	E.T. ÁGUA ESPRAIADA / METRÔ CONCEIÇÃO
34427	281	PÇA. DO CORREIO / TERM. SACOMÃ
33578	280	BOM RETIRO / JD. ELISA MARIA
34745	280	ITAIM BIBI / JD. MIRIAM
32934	278	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. SÃO PAULO
32909	276	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. A. E. CARVALHO
34386	275	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO MIGUEL
35144	274	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SACOMÃ
33130	272	METRÔ ANA ROSA / TERM. STO. AMARO
35085	271	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. CASA VERDE
33151	270	TERM. PQ. D. PEDRO II / OLIVEIRINHA
33000	269	METRÔ VL. MARIANA / PENHA
33146	269	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. CAMARGO VELHO
35110	269	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ ITAQUERA
34939	268	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO MATHEUS
34943	268	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. VL. CARÃO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35069	268	TERM. PINHEIROS / CACHOEIRINHA
35163	268	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ JABAQUARA
33585	265	METRÔ SANTANA / JD. ALMANARA
34619	264	TERM. MERCADO / TERM. VL. PRUDENTE
32953	261	TERM. PINHEIROS / TERM. JD. ÂNGELA
35051	259	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. LAPA
33200	258	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / CID. D'ABRIL
33131	257	HOSP. DAS CLÍNICAS / TERM. STO. AMARO
34043	256	METRÔ STA. CRUZ / CPTM AUTÓDROMO
35143	254	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO Mateus
34394	253	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SAOP-PEMBA
33628	251	MOOCA / CEM. PQ. DOS PINHEIROS
33543	249	PINHEIROS / PQ. ARARIBA
34049	243	TERM. GUARAPIRANGA / JD. MIRIAM
34941	243	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. CID. TIRADENTES
33882	242	STO. AMARO / JABAQUARA
33548	238	SHOP. MORUMBI / JD. INGÁ
33904	238	SHOP. MORUMBI / METRÔ CONCEIÇÃO
33609	232	LAPA / LAUZANE PAULISTA
33897	231	E.T. ÁGUA ESPRAIADA / JD. SELMA
33982	231	STO. AMARO / JD. MACEDÔNIA
33067	215	METRÔ VL. MARIANA / JD. MARIA ESTELA II
34014	213	SHOP. ARICANDUVA / HOSP. IPIRANGA
33544	212	PINHEIROS / PARAISÓPOLIS
33879	210	IBIRAPUERA / JD. ELBA
33848	209	METRÔ BELÉM / VL. INDUSTRIAL
33117	208	POMPÉIA ATÉ VL. ROMANA / SACOMÃ
33079	207	PÇA. ALMEIDA JR. / VL. EMA
33448	206	METRÔ BARRA FUNDA / JD. FONTÁLIS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34395	203	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. SAPO-PEMBA
33299	202	LAPA / COHAB ANTÁRTICA
33625	201	METRÔ TATUAPÉ / JD. TREMEMBÉ
34051	201	PQ. IBIRAPUERA / VL. STA. CATARINA
33101	200	METRÔ VL. MARIANA / JD. SÃO SAVÉRIO
33251	198	METRÔ BARRA FUNDA / PINHEIROS/VILA IDA
33614	198	TIETÊ / JOVA RURAL
34061	198	PQ. IBIRAPUERA / JD. MIRIAM
33240	197	TERM. LAPA / RIO PEQUENO
33017	195	CERET / JD. HELENA
33266	195	LAPA / JD. D'ABRIL
35246	194	TERM. PINHEIROS / METRÔ SANTANA
33314	186	SHOP. CENTER NORTE / VL.NOVA CACHOEIRINHA
33870	185	OBJETIVO UNIP / VL. DAS MERCÊS
33472	182	LUZ / CANGAÍBA
33632	182	METRÔ TUCURUVI / JD. MARINA
33039	181	TERM. STO. AMARO / VL. IMPÉRIO
33176	180	LAPA / JARAGUÁ
33863	178	METRÔ TATUAPÉ / VL. CALIFÓRNIA
33470	177	METRÔ SANTANA / TERM. PENHA
35252	177	TERM. STO. AMARO / E T. ÁGUA ESPRAIADA
32944	174	TERM. STO. AMARO / TERM. CAPELINHA
32871	173	PINHEIROS / VL. SÃO JOSÉ
33044	173	VL. PRUDENTE / PQ. BANCÁRIO
33086	173	METRÔ VL. MARIANA / VL. MONUMENTO
33741	173	METRÔ BELÉM / JD. ITÁPOLIS
33030	172	LAR ESC. SÃO FRANCISCO / METRÔ VL. MARIANA
33761	172	METRÔ TAMANDUATEÍ / SHOP. ARICANDUVA
34084	172	TERM. PINHEIROS / COHAB ADVENTISTA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33739	171	METRÔ TATUAPÉ / VL. GUARANI
33859	171	METRÔ BRESSER / JD. ITÁPOLIS
33874	171	METRÔ STA. CRUZ / SACOMÃ
33933	171	TERM. STO. AMARO / JD. PROGRESSO
34140	169	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. PINHEIROS
32855	168	TERM. STO. AMARO / JD. ICARAÍ
33269	168	METRÔ BARRA FUNDA / JD. JOÃO XXIII
33611	168	LAPA / JD. PERY ALTO
33613	168	CARANDIRU / JOVA RURAL
33106	166	SHOP. IBIRAPUERA / VL. BRASILINA
34669	166	METRÔ CONCEIÇÃO / TERM. CAMPO LIMPO
33726	165	SHOP. ARICANDUVA / COHAB JOSÉ BONIFÁCIO
32820	164	TERM. STO. AMARO / TERM. CAPELINHA
33074	164	METRÔ VL. MARIANA / HELIÓPOLIS
33770	164	PENHA / JD. MARÍLIA
33885	164	STO. AMARO / JD. LUSO
34857	164	TERM. PINHEIROS / LAPA
33015	163	METRÔ TATUAPÉ / VL. SANTANA
33307	163	METRÔ SANTANA / VL. DIONISIA
33731	163	SHOP. ARICANDUVA / VL. MINERVA
33924	163	TERM. STO. AMARO / JD. ORION
33986	163	STO. AMARO / JD. JANGADEIRO
34058	163	TERM. STO. AMARO / METRÔ JABAQUARA
35022	162	METRÔ BARRA FUNDA / CID. UNIVERSITÁRIA
33387	160	SHOP. CENTER NORTE / JD. VISTA ALEGRE
33432	159	METRÔ BELÉM / SHOP. CENTER NORTE
34108	159	METRÔ VL. MARIANA / TERM. LAPA
33311	158	SHOP. D / JD. PERY ALTO
34260	157	JABAQUARA / SHOP. INTERLAGOS
33556	156	STO. AMARO / PARAISÓPOLIS
33734	156	METRÔ TATUAPÉ / JD. DAS ROSAS
33599	155	SHOP. CENTER NORTE / CEM. DO HORTO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33631	155	CANTAREIRA / JD. GUANÇÃ
34409	154	PÇA. ALMEIDA JR. / TERM. SAPOPEMBA
33673	151	SHOP. PENHA / PQ. PAINEIRAS
33908	151	TERM. STO. AMARO / TERM. PARELHEIROS
32833	150	HOSP. DAS CLÍNICAS / TERM. JOÃO DIAS
34425	149	METRÔ VERGUEIRO / TERM. SACOMÃ
33653	148	LAPA / VL. TEREZINHA
33596	147	METRÔ BARRA FUNDA / VL. TEREZINHA
34872	147	SHOP. D / PQ. EDU CHAVES
33819	146	METRÔ CARRÃO / 3A. DIVISÃO
33883	146	STO. AMARO / ELDORADO
33553	145	STO. AMARO / JD. JAQUELINE
34105	144	HOSP. DAS CLÍNICAS / LAPA
34789	144	METRÔ ARMÊNIA / SHOP. MORUMBI
33906	143	METRÔ CONCEIÇÃO / PQ. PRIMAVERA
33564	142	HOSP. DAS CLÍNICAS / JD. DAS PALMAS
34856	142	ITAIM BIBI / TERM. LAPA
35268	142	TERM. LAPA / VL. SULINA
33075	141	LAPA / IPIRANGA
33600	141	METRÔ SANTANA / VL. ROSA
33983	141	STO. AMARO / JD. MITSUTANI
34861	141	METRÔ STA. CECÍLIA / TERM. STO. AMARO
33788	140	METRÔ PENHA / COHAB JOSÉ BONIFÁCIO
34423	140	PQ. BELÉM / TERM. SACOMÃ
34717	140	LAPA / CAMPO LIMPO
33346	139	TERM. LAPA / JD. DOS CUNHAS
33919	139	TERM. GRAJAÚ / JD. CASTRO ALVES
33386	138	METRÔ SANTANA / VL. STA. MARIA
33575	138	CEM. VL. NOVA CACHOEIRINHA / PIRITUBA
32892	137	ACLIMAÇÃO / TERM. PRINC. ISABEL
33100	137	METRÔ VL. MARIANA / JD. CLÍMAX
33393	137	METRÔ SANTANA / JD. CORISCO
33440	137	METRÔ SANTANA / VL. CONSTANÇA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33968	137	TERM. STO. AMARO / JD. PLANALTO
34660	137	ACLIMAÇÃO / TERM. CAMPO LIMPO
33233	136	ITAIM BIBI / JD. NARDINI
33434	134	METRÔ CARANDIRU / VL. SABRINA
33573	134	TERM. CACHOEIRINHA / PERUS
33516	133	METRÔ BRESSER / CID. TIRADENTES
34196	133	SOCORRO / LAPA
33182	131	LAPA / PERUS
33784	131	METRÔ TATUAPÉ / VL. STA. ISABEL
34019	131	TERM. LAPA / VL. PIAUÍ
33577	130	LAPA / CAPELA DA LAGOA
33049	129	SHOP. METRÔ TATUAPÉ / JD. GUAIRACÁ
33540	129	HOSP. DAS CLÍNICAS / JD. ROSA MARIA
33668	129	METRÔ BARRA FUNDA / JD. PERY ALTO
33426	128	SHOP. D / JD. PRIMAVERA
33812	128	TATUAPÉ / JD. IMPERADOR
33970	128	TERM. GUARAPIRANGA / CHÁC. STA. MARIA
34053	128	TERM. STO. AMARO / JD. LUSO
33794	127	METRÔ CARRÃO / SHOP. ARICANDUVA
33104	126	METRÔ STA. CRUZ / JD. CELESTE
33191	126	ITAIM BIBI / TERM. PIRITUBA
33555	126	CAMPO BELO / PARAISÓPOLIS
34059	126	METRÔ ANA ROSA / JD. MIRIAM
33451	125	METRÔ BELÉM / CENTER NORTE
33821	125	METRÔ TATUAPÉ / JD. IVA
33966	125	METRÔ VL. MARIANA / TERM. PARELHEIROS
33992	125	STO. AMARO / JD. LÍDIA
33459	124	METRÔ TUCURUVI / PQ. NOVO MUNDO
34448	124	METRÔ TATUAPÉ / MOOCA
33910	123	TERM. STO. AMARO / UNISA-CAMPUS 1
32879	122	METRÔ VL. MARIANA / TERM. GRAJAÚ
33237	122	METRÔ BARRA FUNDA / RIO PEQUENO
33987	121	STO. AMARO / JD. TRÊS ESTRELAS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34083	121	PINHEIROS / VALO VELHO
32923	120	CERET / TERM. A. E. CARVALHO
33988	120	TERM. STO. AMARO / JD. CAPELINHA
34453	120	TERM. VL. CARRÃO / METRÔ CONCEIÇÃO
33105	119	METRÔ JABAQUARA / SHOP. PLAZA SUL
33315	119	METRÔ SANTANA / PEDRA BRANCA
33566	119	LAPA / PERUS
34056	119	METRÔ CONCEIÇÃO / CID. JÚLIA
32926	118	TERM. SÃO MATEUS / TERM. A. E. CARVALHO
33651	118	LAPA / JD. PAULISTANO
33890	118	STO. AMARO / MISSIONÁRIA
34909	118	CONEXÃO VL. IÓRIO / PERUS
33455	117	TERM. VL. CARRÃO / JAÇANÃ
33884	117	JABAQUARA / VL. GUACURI
32922	116	PENHA / VL. PARANAGUÁ
33626	116	METRÔ BELÉM / VL. ZILDA
34966	116	METRÔ TATUAPÉ / JD. SOARES
35201	115	TERM. PINHEIROS / TERM. LAPA
33136	114	TERM. PENHA / JD. DAS OLIVEIRAS
33972	114	STO. AMARO / PQ. INDEPENDÊNCIA
34483	114	METRÔ TATUAPÉ / PQ. SÃO LUCAS
34901	114	METRÔ BARRA FUNDA / LIMÃO
33088	113	PÇA. DA REPÚBLICA / VL. MONUMENTO
33275	113	METRÔ ANA ROSA / JD. GUARAÚ
33190	112	TERM. PINHEIROS / VL. PIAUÍ
33551	112	STO. AMARO / JD. TABOÃO
33873	111	TERM. NORTE METRÔ CARRÃO / VL. INDUSTRIAL
34406	110	SHOP. METRÔ TATUAPÉ / DIV. SÃO CAETANO
32966	109	METRÔ STA. CRUZ / TERM. JD. ÂNGELA
33188	109	LAPA / PQ. SÃO DOMINGOS
33239	109	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / PQ. CONTINENTAL

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33796	109	METRÔ VL. MATILDE / SHOP. ARICANDUVA
33956	109	TERM. STO. AMARO / JD. ICARAÍ
34133	109	TERM. CASA VERDE / VL. PENTEADO
34171	109	METRÔ SANTANA / CEM. PQ. DOS PINHEIROS
35049	109	METRÔ TIETÊ / VL. MEDEIROS
35265	109	CONEXÃO VL. IÓRIO / PERUS
33070	108	METRÔ SAÚDE / VL. LIVIERO
33619	108	METRÔ TUCURUVI / JD. JOANA D'ARC
33787	108	METRÔ ARTUR ALVIM / SHOP. ARICANDUVA
33805	108	METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA / SHOP. ARICANDUVA
32815	107	TERM. PINHEIROS / TERM. STO. AMARO
33382	107	METRÔ SANTANA / CPTM JARAGUÁ
33535	107	PÇA. DA REPÚBLICA / STA. MARGARIDA MARIA
33617	107	METRÔ TUCURUVI / JD. SÃO JOÃO
33901	107	STO. AMARO / JD. SELMA
35219	107	LAPA / VL. IÓRIO
35230	106	TERM. PINHEIROS / TERM. STO. AMARO
33488	105	CIRCULAR / TERM. VL. CARRÃO
33837	105	METRÔ ARTUR ALVIM / SHOP. ARICANDUVA
34036	105	TERM. LAPA / ITABERABA
35197	105	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. PINHEIROS
32869	104	PINHEIROS / GRAJAÚ
33624	104	TATUAPÉ / JD. BRASIL
33629	104	METRÔ TATUAPÉ / PQ. NOVO MUNDO
34102	104	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / LAPA
35081	104	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ TUCURUVI
33310	103	METRÔ SANTANA / JD. ANTÁRTICA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33914	103	SHOP. INTERLAGOS / JD. SÃO BERNARDO
34021	103	TERM. LAPA / REMÉDIOS
32912	102	METRÔ TATUAPÉ / ERMELINO MATA-RAZZO
33135	102	TERM. A. E. CARVALHO / CID. KEMEL II
33232	102	ITAIM BIBI / COHAB TAIPAS
34398	102	METRÔ BRESSER / HOSP. SAPOPEMBA
34733	102	METRÔ ITAQUERA / CPTM ERMELINO MATA-RAZZO
33108	101	METRÔ PÇA. DA ÁRVORE / JD. CLÍMAX
33359	101	TERM. PRINC. ISABEL / VOITH
33687	101	METRÔ ITAQUERA / CHABILÂNDIA
34132	101	METRÔ BARRA FUNDA / PENTEADO
34273	101	TERM. STO. AMARO / TERM. GRAJAÚ
35218	101	LAPA / CONEXÃO VL. IÓRIO
33045	100	VL. PRUDENTE / VL. INDUSTRIAL
33276	100	METRÔ BARRA FUNDA / JD. ARPOADOR
33679	100	SHOP. PENHA / BURGO PAULISTA
34387	100	TERM. SÃO MATEUS / TERM. SÃO MIGUEL
35068	100	METRÔ BARRA FUNDA / TERM. PQ. D. PEDRO II
34246	99	METRÔ STA. CRUZ / TERM. STO. AMARO
33189	98	LAPA / VL. CLARICE
32774	97	TERM. CAPELINHA / SHOP. PORTAL
32876	97	METRÔ JABAQUARA / CENTRO SESC
35013	97	LAPA / JD. BOA VISTA
34000	96	TERM. STO. AMARO / JD. SÃO FRANCISCO
33822	95	METRÔ TATUAPÉ / TERM. VL. CARRÃO
33981	95	STO. AMARO / VL. GILDA
33990	95	STO. AMARO / VALO VELHO
34055	95	METRÔ CONCEIÇÃO / VL. MISSIONÁRIA
33412	94	METRÔ SANTANA / CACHOEIRA
33425	94	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ SANTANA
33536	94	PÇA. DA REPÚBLICA / GENTIL DE MOURA
33708	94	METRÔ PENHA / LIMOEIRO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33984	94	STO. AMARO / JD. DAS ROSAS
32797	93	TERM. JOÃO DIAS / JD. CAPELINHA
33139	93	TERM. ARICANDUVA / CID. KEMEL
33685	93	METRÔ ITAQUERA / JD. FANGANIELO
33915	93	TERM. GRAJAÚ / PQ. STA. CECÍLIA
34193	93	TERM. LAPA / MORRO GRANDE
34402	93	METRÔ ALTO DO IPIRANGA / CONJ. HAB. HELIÓPOLIS
35267	93	TERM. ROD. TIETÊ / VL. SABRINA
32902	92	METRÔ ARTUR ALVIM / TERM. A. E. CARVALHO
33277	92	TERM. PRINC. ISABEL / COHAB RAPOSO TAVARES
33325	92	SHOP. CENTER NORTE / COHAB ANTÁRTICA
33474	92	PENHA / METRÔ SANTANA
34851	92	BUTANTÃ / JD. INGÁ
32987	91	CONJ. JOSÉ BONIFÁCIO / PENHA
33165	91	METRÔ TATUAPÉ / JD. ROMANO
33343	91	PÇA. DO CORREIO / JD. GUARANI
33627	91	METRÔ BELÉM / JAÇANÃ
33683	91	METRÔ ITAQUERA / JD. ETELVINA
34837	91	TERM. PINHEIROS / JD. D'ABRIL
32852	90	TERM. GRAJAÚ / JD. NORONHA
32954	90	TERM. STO. AMARO / JD. NAKAMURA
33175	90	LAPA / HAB. TURÍSTICA
33186	90	TERM. LAPA / VL. PIAUÍ
33615	90	SHOP. CENTER NORTE / JD. FONTÁLIS
34022	90	TERM. LAPA / STA. MÔNICA
34090	90	METRÔ VL. MARIANA / TERM. CAPELINHA
34149	90	METRÔ PARAÍSO / VL. ANASTÁCIO
34812	90	METRÔ BUTANTÃ / TERM. CAMPO LIMPO
33103	89	METRÔ SAÚDE / JD. MARIA ESTELA
32978	88	TERM. ARICANDUVA / JD. COIMBRA
32990	88	METRÔ ARTUR ALVIM / PQ. D. JOÃO NERY

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33686	88	METRÔ VL. MATILDE / CEM. DA SAUDADE
34962	88	LGO. DA CONCÓRDIA / SHOP. ARICANDUVA
33735	87	METRÔ ITAQUERA / JD. ALTO PAULISTANO
33777	87	METRÔ ITAQUERA / JD. SÃO JOÃO
33869	87	METRÔ TAMANDUATEÍ / PQ. STA. MADALENA
34109	87	METRÔ ANA ROSA / METRÔ BARRA FUNDA
33630	86	METRÔ BELÉM / VL. CONSTANÇA
33876	86	METRÔ BELÉM / PQ. BANCÁRIO
34960	86	TERM. PENHA / CPTM JOSÉ BONIFÁCIO
32860	85	TERM. GRAJAÚ / JD. SÃO BERNARDO
32908	85	METRÔ ITAQUERA / JD. STO. ANTÔNIO
32956	85	TERM. STO. AMARO / TERM. JD. JACIRA
33450	85	TERM. PRINC. ISABEL / PQ. VL. MARIA
33652	85	TERM. CASA VERDE / PQ. TIETÊ
33887	85	METRÔ JABAQUARA / JD. SÃO JORGE
34291	85	METRÔ SÃO JUDAS / JD. UBIRAJARA
33371	84	STO. AMARO / METRÔ JABAQUARA
34016	84	LAPA / METRÔ BARRA FUNDA
34020	84	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
34550	84	METRÔ TUCURUVI / JD. CABUÇU
33375	83	METRÔ VERGUEIRO / ELDORADO
33736	83	SÃO MATEUS / GUAIANAZES
33893	83	HOSP. SÃO PAULO / JD. MIRIAM
34694	83	PARAÍSO / TERM. CAMPO LIMPO
34758	83	METRÔ PÇA. DA ÁRVORE / JD. ÂNGELA
34838	83	BUTANTÃ / VL. SÔNIA
33020	82	COHAB II / JD. HELENA
33320	82	METRÔ SANTANA / JD. ANTÁRTICA
33370	82	LGO. CAMBUCI / AMERICANÓPOLIS
33565	82	LAPA / PQ. CONTINENTAL
34684	82	SHOP. MORUMBI / TERM. CAMPO LIMPO
32824	81	STO. AMARO / CAPÃO REDONDO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
32872	81	TERM. STO. AMARO / PQ. AMÉRICA
34399	81	SHOP. ARICANDUVA / MASCARENHAS DE MORAIS
34976	81	METRÔ CARRÃO / TERM. SAPOPEMBA
33728	80	PQ. SÃO RAFAEL / SHOP. ARICANDUVA
32799	79	TERM. JOÃO DIAS / TERM. CAPELINHA
32877	79	METRÔ JABAQUARA / GRAJAÚ
32882	79	METRÔ JABAQUARA / JD. STA. BARBARA
33009	79	METRÔ TATUAPÉ / CID. PEDRO JOSÉ NUNES
33034	79	PÇA. D. GASTÃO / JD. MIRIAM
33234	79	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. CACHOEIRINHA
33417	79	METRÔ SANTANA / VL. ALBERTINA
33697	79	METRÔ PENHA / CHÁC. CRUZ. DO SUL
33918	79	TERM. GRAJAÚ / JD. MARILDA
33993	79	TERM. GRAJAÚ / PQ. COCAIA
34008	79	MORUMBI SHOP. / JD. GUARUJÁ
35032	79	METRÔ SANTANA / LAUZANE PAULISTA
33026	78	TERM. VL. CARRÃO / GUAIANAZES
33549	78	STO. AMARO / JD. INGÁ
33888	78	JABAQUARA / VL. STA. MARGARIDA
33985	78	STO. AMARO / VALO VELHO
35266	78	METRÔ BELÉM / PQ. EDÚ CHAVES
33597	77	METRÔ BARRA FUNDA / JD. PAULISTANO
33991	77	STO. AMARO / JD. SÃO BENTO NOVO
34007	77	ITAIM BIBI / TERM. JD. ÂNGELA
34239	77	PENHA / JD. VL. NOVA
34832	77	TERM. PRINC. ISABEL / RIO PEQUENO
32776	76	METRÔ ANA ROSA / TERM. CAPELINHA
32781	76	TERM. JOÃO DIAS / CAPÃO REDONDO
33312	76	METRÔ SANTANA / LAUZANE PAULISTA
33640	76	TERM. CACHOEIRINHA / JD. PRINCESA
34835	76	TERM. PINHEIROS / RIO PEQUENO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34990	76	METRÔ BRESSER / CONJ. MANOEL DA NÓ-BREGA
33158	75	METRÔ VL. MATILDE / CID. KEMEL II
33477	75	SHOP. CENTER NORTE / JD. DAMASCENO
33793	75	PQ. SAVOY CITY / METRÔ ARTUR ALVIM
34405	75	VL. ALPINA / METRÔ BRESSER
33707	74	JD. SÃO CARLOS / METRÔ ARTUR ALVIM
33877	74	METRÔ SAÚDE / VL. MORAES
34584	74	METRÔ SANTANA / VL. AURORA
35275	74	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
33560	73	HOSP. CAMPO LIMPO / JD. REBOUÇAS
33827	73	METRÔ CARRÃO / RES. STA. BÁRBARA
33846	73	SHOP. ARICANDUVA / JD. SÃO FRANCISCO
34211	73	TERM. STO. AMARO / TERM. VARGINHA
34836	73	TERM. PINHEIROS / COHAB EDUCANDÁRIO
32798	72	TERM. JOÃO DIAS / JD. INGÁ
33636	72	METRÔ JD. SÃO PAULO / VL. AMÉLIA
33905	72	METRÔ JABAQUARA / REFÚGIO STA. TE-REZINHA
34400	72	METRÔ CARRÃO / TERM. SAPOPEMBA
34494	72	SHOP. MORUMBI / BUTANTÃ
33899	71	STO. AMARO / JD. APURÁ
34030	71	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
34414	71	MOEMA / TERM. SACOMÃ
34501	71	TERM. GRAJAÚ / JD. ELIANA
35070	71	CONEXÃO PETRÔNIO PORTELA / JD. CA-ROMBÉ
33452	70	METRÔ SANTANA / PQ. NOVO MUNDO
33868	70	SHOP. ARICANDUVA / FAZENDA DA JUTA
33935	70	TERM. GRAJAÚ / ILHA DO BORORÉ
33952	70	AEROPORTO / CONJ. HAB. PALMARES
32994	69	METRÔ ARTUR ALVIM / JD. ROBRU
33396	69	METRÔ TUCURUVI / PQ. EDÚ CHAVES
33945	69	TERM. GRAJAÚ / JD. DAS PEDRAS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34077	69	STO. AMARO / VALO VELHO
34134	69	METRÔ ANA ROSA / MORRO GRANDE
34240	69	TERM. VARGINHA / TERM. GRAJAÚ
32800	68	TERM. JOÃO DIAS / JD. NOVO ORIENTE
33001	68	METRÔ PENHA / GUAIANAZES
33090	68	PÇA. DA REPÚBLICA / SHOP. PLAZA SUL
33180	68	LAPA / PQ. MORRO DOCE
33357	68	METRÔ ANA ROSA / VL. BRASILÂNDIA
33581	68	METRÔ BARRA FUNDA / JD. VISTA ALEGRE
33713	68	METRÔ ARTUR ALVIM / VL. JACUI
34983	68	METRÔ CARRÃO / JD. STO. ANDRÉ
35191	68	TERM. PINHEIROS / TERM. JOÃO DIAS
33633	67	SANTANA / CENTER NORTE
33646	67	TERM. CACHOEIRINHA / CPTM JARAGUÁ
34027	67	TERM. PIRITUBA / CID. D'ABRIL 31 GLEBA
34029	67	TERM. PIRITUBA / CPTM VL. AURORA
34434	67	TERM. SACOMÃ / JD. CELESTE
33040	66	TERM. STO. AMARO / VL. GUACURI
33255	66	PAULISTA / COHAB EDUCANDÁRIO
33637	66	TERM. PARADA INGLESA / JD. HEBRON
33979	66	TERM. STO. AMARO / RIVIERA
34332	66	METRÔ TAMANDUATEÍ / JD. GUAIRACÁ
34430	66	TERM. SACOMÃ / VL. ARAPUÁ
34431	66	TERM. SACOMÃ / VL. LIVIERO
35203	66	PQ. CONTINENTAL / TERM. PINHEIROS
33339	65	METRÔ SANTANA / COHAB BRASILÂNDIA
33354	65	TERM. PRINC. ISABEL / COHAB TAIPAS
33804	65	METRÔ ARTUR ALVIM / JD. NSA. SRA. DO CARMO
33989	65	TERM. STO. AMARO / JD. D. JOSÉ
35012	65	LAPA / VL. DALVA
32863	64	TERM. GRAJAÚ / PQ. RES. COCAIA
33110	64	METRÔ SÃO JUDAS / JD. CLÍMAX
33515	64	TERM. PENHA / TERM. SÃO MATEUS
33639	64	TERM. CACHOEIRINHA / JD. ELISA MARIA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33803	64	JD. SÃO JOÃO / METRÔ ARTUR ALVIM
33830	64	METRÔ CARRÃO / JD. STA. TEREZINHA
34035	64	METRÔ BARRA FUNDA / TERM. PIRITUBA
34974	64	METRÔ VL. PRUDENTE / PQ. SAVOY CITY
32858	63	TERM. STO. AMARO / JD. GRAUNA
32913	63	METRÔ TATUAPÉ / VL. CISPER
33027	63	CPTM GUAIANAZES / TERM. SÃO MIGUEL
33028	63	CPTM GUAIANAZES / SÃO MIGUEL
33242	63	METRÔ VL. MADALENA / RIO PEQUENO
33558	63	STO. AMARO / REAL PQ.
33692	63	BURGO PAULISTA / METRÔ PATRIARCA
33695	63	VL. RUI BARBOSA / METRÔ VL. MATILDE
34853	63	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ BUTANTÃ
34944	63	TERM. VL. CARRÃO / ITAQUERA
33174	62	TERM. LAPA / SOL NASCENTE
33657	62	METRÔ BARRA FUNDA / JD. GUARANI
33699	62	METRÔ PENHA / VL. SÍLVIA
33701	62	METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA / JD. BELÉM
34209	62	METRÔ JABAQUARA / TERM. VARGINHA
34353	62	TERM. GRAJAÚ / VARGEM GRANDE
34693	62	METRÔ STA. CRUZ / TERM. CAMPO LIMPO
34972	62	METRÔ CARRÃO / JD. IV CENTENÁRIO
33403	61	METRÔ TUCURUVI / JD. FILHOS DA TERRA
33656	61	METRÔ BARRA FUNDA / JD. TEREZA
33694	61	SHOP. METRÔ ITAQUERA / JD. SÃO NICOLAU
33743	61	HOSP. SAPOPEMBA / JD. PALANQUE
34010	61	STO. AMARO / JD. CAPELA
34024	61	TERM. PIRITUBA / JD. DONÁRIA
34437	61	TERM. SACOMÃ / JD. MARIA ESTELA
34666	61	TERM. CAMPO LIMPO / INOCOOP CAMPO LIMPO
34844	61	BUTANTÃ / JD. ROSA MARIA
34907	61	SOCORRO / JD. APURÁ

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35147	61	TERM. PINHEIROS / TERM. SACOMÃ
33056	60	MOOCA / PQ. STA. MADALENA
33783	60	METRÔ BRESSER / UNIV. SÃO JUDAS TADEU
33807	60	METRÔ ITAQUERA / RECANTO VERDE SOL
33974	60	STO. AMARO / JD. NAKAMURA
33975	60	STO. AMARO / PQ. CEREJEIRA
34757	60	TERM. JOÃO DIAS / JD. MARACÁ
34886	60	TERM. STO. AMARO / JD. ÂNGELA
32964	59	TERM. STO. AMARO / JD. ARACATI
33157	59	METRÔ PENHA / JD. ROMANO
33321	59	METRÔ SANTANA / JD. PERY
33690	59	VL. UNIÃO / METRÔ PATRIARCA
33703	59	METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA / JD. VERONIA
33781	59	NOVA AMERICA / METRÔ ARTUR ALVIM
33790	59	VL. DALILA / METRÔ VL. MATILDE
34114	59	TERM. PIRITUBA / JD. RINCÃO
34463	59	METRÔ SANTANA / TERM. CACHOEIRINHA
32794	58	TERM. CAPELINHA / JD. MITSUTANI
33094	58	VL. PRUDENTE / VL. INDUSTRIAL
33710	58	CONJ. A. E. CARVALHO / METRÔ ARTUR ALVIM
33841	58	METRÔ ITAQUERA / JD. SÃO CARLOS
34968	58	METRÔ TATUAPÉ / TERM. CID. TIRADENTES
35031	58	METRÔ TUCURUVI / VL. AYROSA
32981	57	TERM. ARICANDUVA / VL. SÃO FRANCISCO
33661	57	SÃO MIGUEL / JD. ROMANO
33667	57	CACHOEIRINHA / COHAB ANTÁRTICA
33682	57	METRÔ ARTUR ALVIM / VL. AMERICANA
33913	57	TERM. GRAJAÚ / JD. ELLUS
33973	57	STO. AMARO / VL. CALÚ

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34355	57	TERM. GRAJAÚ / DIVISA DE EMBU-GUAÇU
34834	57	TERM. PINHEIROS / JD. COLOMBO
32784	56	TERM. CAPELINHA / JD. D. JOSÉ
33405	56	MANDAQUI / CEM. PQ. DOS PINHEIROS
33670	56	SÃO MIGUEL / JD. DAS OLIVEIRAS
33806	56	METRÔ ITAQUERA / COHAB JUSCELINO
33964	56	TERM. STO. AMARO / JD. HERPLIN
32907	55	TERM. ARICANDUVA / BURGO PAULISTA
33706	55	CONJ. ARAUCÁRIA / METRÔ ARTUR ALVIM
34826	55	SHOP. MORUMBI / TERM. CAMPO LIMPO
34950	55	TERM. VL. CARRÃO / JD. CIBELE
34964	55	METRÔ CARRÃO / JD. NOVA VITÓRIA
35270	55	TERM. GUARAPIRANGA / JD. GUARUJÁ
32773	54	TERM. JOÃO DIAS / JD. IBIRAPUERA
32836	54	METRÔ SÃO JUDAS / TERM. JOÃO DIAS
34668	54	TERM. STO. AMARO / TERM. CAMPO LIMPO
35034	54	METRÔ CARANDIRU / JD. BRASIL
33418	53	METRÔ SANTANA / VL. MARIETA
33802	53	METRÔ ARTUR ALVIM / CID. LIDER
33896	53	METRÔ CONCEIÇÃO / JD. APURÁ
35271	53	METRÔ JABAQUARA / TERM. GUARAPIRANGA
32790	52	TERM. CAPELINHA / JD. MACEDÔNIA
33571	52	JD. PRIMAVERA / CPTM VL. AURORA
33601	52	TERM. PIRITUBA / COHAB BRASILÂNDIA
33696	52	METRÔ PATRIARCA / VL. SÍLVIA
34747	52	HOSP. PEDREIRA / CID. DUTRA
33643	51	TERM. CACHOEIRINHA / PQ. DE TAIPAS
33648	51	TERM. CACHOEIRINHA / JD. DAMASCENO
33818	51	METRÔ ITAQUERA / BARRO BRANCO
33916	51	TERM. GRAJAÚ / VL. NATAL
34191	51	METRÔ BARRA FUNDA / VL. ZATT
34920	51	TERM. STO. AMARO / JD. NAKAMURA
34935	51	METRÔ BELÉM / TERM. SÃO MATEUS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
32791	50	TERM. CAPELINHA / PQ. FERNANDA
33576	50	TERM. PIRITUBA / RECANTO DOS HUMILDES
33638	50	TERM. CACHOEIRINHA / JD. PERY ALTO
33729	50	CPTM GUAIANAZES / JD. WILMA FLOR
34037	50	TERM. PIRITUBA / VL. ZATT
34237	50	METRÔ PENHA / JD. DANFER
34238	50	CPTM GUAIANAZES / CPTM JD. ROMANO
34454	50	VL. MATIAS / IPIRANGA
34828	50	VL. NHOCUNÉ / METRÔ PATRIARCA
32874	49	METRÔ JABAQUARA / PQ. RES. COCAIA
32988	49	CHÁC. BELA VISTA / METRÔ PENHA
33011	49	METRÔ VL. MATILDE / CPTM JOSÉ BONIFÁCIO
33550	49	SHOP. SP MARKET / CAMPO LIMPO
33936	49	SHOP. INTERLAGOS / JD. LUCÉLIA
33943	49	TERM. STO. AMARO / VARGEM GRANDE
34113	49	TERM. PIRITUBA / CEM. DE PERUS
32802	48	TERM. CAPELINHA / JD. GUARUJÁ
33671	48	SÃO MIGUEL / JD. ROBRU
33689	48	METRÔ ITAQUERA / JD. LAJEADO
33700	48	METRÔ VL. MATILDE / ERMELINO MATA-RAZZO
34031	48	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
34205	48	TERM. PIRITUBA / PQ. DE TAIPAS
34440	48	TERM. SACOMÃ / JD. PATENTE
34514	48	TERM. SACOMÃ / VL. ARAPUÁ
34680	48	TERM. CAMPO LIMPO / PQ. DO LAGO
34791	48	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ BUTANTÃ
34913	48	METRÔ ITAQUERA / CPTM GUAIANAZES
35263	48	TERM. PIRITUBA / SOL NASCENTE
32787	47	TERM. CAPELINHA / JD. DAS ROSAS
32992	47	METRÔ ARTUR ALVIM / CPTM JOSÉ BONIFÁCIO
33595	47	METRÔ BARRA FUNDA / JD. DOS FRANCOS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33698	47	CANGAÍBA / METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA
33730	47	CPTM GUAIANAZES / VL. IOLANDA II
33809	47	METRÔ ITAQUERA / CPTM D. BOSCO
33871	47	NOVA CONQUISTA / JD. GUAIRACÁ
34201	47	TERM. PIRITUBA / JD. PAULISTANO
34439	47	JD. ITÁPOLIS / TERM. SACOMÃ
34528	47	METRÔ ITAQUERA / JD. CAMPOS
34904	47	METRÔ SANTANA / VL. SABRINA
35052	47	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
35167	47	JD. LUSO / TERM. STO. AMARO
35221	47	CONEXÃO VL. IÓRIO / COHAB BRASILÂNDIA
32999	46	METRÔ PENHA / PARADA XV DE NOVEMBRO
33166	46	METRÔ PENHA / JD. NAZARÉ
33716	46	METRÔ ITAQUERA / PQ. GUARANI
34397	46	METRÔ BELÉM / JD. WALKIRIA
34438	46	TERM. SACOMÃ / HOSP. HELIÓPOLIS
34882	46	METRÔ ARTUR ALVIM / CONJ. ENCOSTA NORTE
34937	46	METRÔ PENHA / TERM. CID. TIRADENTES
34951	46	TERM. VL. CARRÃO / JD. NSA. SRA. DO CARMO
35035	46	SANTANA / VL. NOVA GALVÃO
35149	46	METRÔ SANTANA / TERM. SACOMÃ
35199	46	PQ. CONTINENTAL / TERM. LAPA
32789	45	TERM. CAPELINHA / JD. JANGADEIRO
32943	45	SHOP. INTERLAGOS / JD. HERCULANO
33693	45	METRÔ PATRIARCA / PONTE RASA
33758	45	SÃO MIGUEL PAULISTA / TERM. CID. TIRADENTES
34136	45	LAPA / TERM. CACHOEIRINHA
34880	45	CONJ. CHAPARRAL / METRÔ PENHA
34927	45	E.T. ITAQUERA / INÁCIO MONTEIRO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35030	45	METRÔ PARADA INGLESA / HORTO FLORESTAL
35060	45	MORRO DOCE / TERM. LAPA
35198	45	PQ. DA LAPA / TERM. LAPA
33006	44	METRÔ PATRIARCA / GUAIANAZES
33421	44	METRÔ SANTANA / JD. FONTÁLIS
33561	44	E.T. Água Espraiada / JD. PAULO VI
33642	44	TERM. CACHOEIRINHA / VL. PENTEADO
34202	44	TERM. PIRITUBA / VL. MIRANTE
34435	44	TERM. SACOMÃ / ÁGUA FUNDA
34926	44	E.T. ITAQUERA / COHAB FAZENDA DO CARMO
32801	43	TERM. CAPELINHA / JD. LÍDIA
33140	43	TERM. A. E. CARVALHO / CONJ. ENCOSTA NORTE
33380	43	METRÔ SANTANA / VL. PENTEADO
33568	43	LAPA / TERM. JD. BRITANIA
33702	43	METRÔ ITAQUERA / JD. NAZARÉ
33847	43	JD. DA CONQUISTA / HOSP. SÃO MATEUS
35106	43	TERM. ARICANDUVA / TERM. SÃO MIGUEL
35178	43	TERM. PINHEIROS / TERM. STO. AMARO
35220	43	CONEXÃO VL. IÓRIO / VL. IARA
33684	42	METRÔ ITAQUERA / JD. ROBRU
33878	42	METRÔ CARRÃO / JD. VERA CRUZ
34436	42	TERM. SACOMÃ / VL. ARAPUÁ
35074	42	CONEXÃO PETRÔNIO PORTELA / VL. IARA
34848	41	HOSP. CAMPO LIMPO / JD. DAS PALMAS
34955	41	TERM. VL. CARRÃO / JD. VL. CARRÃO
35010	41	METRÔ SÃO JUDAS / AEROPORTO
35173	41	ELDORADO / TERM. STO. AMARO
32969	40	TERM. CAPELINHA / TERM. JD. JACIRA
32991	40	METRÔ ARTUR ALVIM / JD. HELENA
33043	40	METRÔ CONCEIÇÃO / SHOP. SP MARKET
33714	40	METRÔ ITAQUERA / VL. PROGRESSO
33817	40	METRÔ ITAQUERA / INÁCIO MONTEIRO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33831	40	METRÔ ITAQUERA / COHAB BARRO BRANCO
33865	40	JD. STO. ANDRÉ / HOSP. SÃO MATEUS
34086	40	METRÔ SÃO JUDAS / PQ. STO. ANTONIO
34429	40	TERM. SACOMÃ / PQ. BRISTOL
35038	40	METRÔ TUCURUVI / JD. FONTÁLIS
34039	39	TERM. PIRITUBA / VL. MIRANTE
35005	39	TERM. SÃO MATEUS / PQ. BOA ESPERANÇA
35015	39	LGO. DA CONCÓRDIA / JD. FILHOS DA TERRA
35131	39	METRÔ BELÉM / TERM. VL. CARRÃO
33018	38	TERM. A. E. CARVALHO / VL. PROGRESSO
33645	38	TERM. CACHOEIRINHA / COHAB BRASILÂNDIA
33666	38	CPTM GUAIANAZES / JD. ROBRU
33752	38	TERM. SÃO MATEUS / JD. RECANTO VERDE SOL
33771	38	E.T. ITAQUERA / COHAB PRES. JUSCELINO KUBITSCHECK
34258	38	JD. ALFREDO / TERM. GUARAPIRANGA
34970	38	METRÔ ITAQUERA / JD. REDIL
33678	37	CPTM GUAIANAZES / HOSP. ITAIM
33715	37	VL. REGINA / METRÔ ARTUR ALVIM
33961	37	TERM. GRAJAÚ / JD. GAIOTAS
34107	37	TERM. PQ. D. PEDRO II / PQ. DA LAPA
34576	37	SÃO MIGUEL / JD. MABEL
34867	37	STO. AMARO / PARAÍSÓPOLIS
34949	37	TERM. VL. CARRÃO / COHAB JUSCELINO
34969	37	METRÔ BELÉM / TERM. VL. CARRÃO
35214	37	TERM. A. E. CARVALHO / ERMELINO MATARAZZO
32793	36	TERM. CAPELINHA / JD. COMERCIAL
33051	36	METRÔ BELÉM / JD. IMPERADOR
33143	36	TERM. ARICANDUVA / VL. CURUÇÁ

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33402	36	METRÔ SANTANA / JD. FONTÁLIS
33473	36	PQ. D. PEDRO II / PQ. NOVO MUNDO
33664	36	CPTM ITAIM PAULISTA / CID. KEMEL II
33665	36	CPTM ITAIM PAULISTA / JD. NSA. SRA. DO CAMINHO
33867	36	VL. PRUDENTE / SÃO MATEUS
33911	36	TERM. VARGINHA / JD. ITAJAÍ
33922	36	TERM. STO. AMARO / JD. SÃO BERNARDO
34655	36	TERM. CAMPO LIMPO / JD. MACEDÔNIA
35171	36	UNISA / TERM. GRAJAÚ
33160	35	METRÔ ARTUR ALVIM / JD. DAS OLIVEIRAS
33224	35	METRÔ VL. MARIANA / TERM. PIRITUBA
33226	35	PÇA. DO CORREIO / TERM. CASA VERDE
33895	35	CPTM JURUBATUBA / VL. GUACURI
34404	35	TERM. SAPOPEMBA / JD. ESTER
34415	35	METRÔ ITAQUERA / JD. SANTANA
34654	35	TERM. CAMPO LIMPO / JD. HELGA
34689	35	METRÔ PENHA / JD. KERALUX
34965	35	METRÔ ITAQUERA / JD. SÃO FRANCISCO
35028	35	METRÔ TUCURUVI / CACHOEIRA
35193	35	JD. VAZ DE LIMA / TERM. JOÃO DIAS
32906	34	TERM. A. E. CARVALHO / CEM. DA SAUDADE
33406	34	SHOP. CENTER NORTE / VL. ALBERTINA
33711	34	METRÔ PENHA / JD. DO CASTELO
33866	34	DIV. DE MAUÁ / HOSP. SÃO MATEUS
33912	34	TERM. VARGINHA / JD. SETE DE SETEMBRO
34403	34	JD. SÃO ROBERTO / CONJ. TEOTÔNIO VILELA
34407	34	DIV. DE SÃO CAETANO / SÃO MATEUS
32927	33	METRÔ ITAQUERA / VL. MARA
33222	33	COHAB TAIPAS / PERUS
33920	33	TERM. VARGINHA / JD. VARGINHA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34137	33	METRÔ BARRA FUNDA / TERM. CACHOEIRINHA
34653	33	TERM. CAMPO LIMPO / JD. ROSANA
34847	33	BUTANTÃ / PQ. IPÊ
35033	33	LAPA / MANDAQUI
32795	32	TERM. CAPELinha / JD. SÃO BENTO
32796	32	TERM. CAPELinha / JD. VALE DAS VIRTUDES
33021	32	TERM. SÃO MATEUS / GUAIANAZES
33674	32	CPTM GUAIANAZES / JD. BANDEIRANTES
34380	32	METRÔ ITAQUERA / CID. TIRADENTES
34936	32	METRÔ CARRÃO / TERM. SÃO MATEUS
34953	32	TERM. SÃO MATEUS / JD. IGUATEMI
34979	32	MUSEU DO IPIRANGA / SÃO MATEUS
35115	32	ERMELINO MATARAZZO / TERM. PENHA
35122	32	JD. DANFER / TERM. PENHA
32932	31	TERM. SÃO MATEUS / JD. HELENA
33316	31	METRÔ SANTANA - CIRCULAR / CONJ. DOS BANCÁRIOS
33663	31	CPTM ITAIM PAULISTA / CID. KEMEL I
33748	31	CPTM GUAIANAZES / CID. TIRADENTES
33815	31	METRÔ ITAQUERA / COHAB PRESTES MAIA
34760	31	EST. STO. AMARO/GUIDO CALOI / TERM. JD. JACIRA
34912	31	CPTM GUAIANAZES / JD. SÃO PAULO
35014	31	LAPA / COHAB RAPOSO TAVARES
35087	31	METRÔ SANTANA / TERM. CACHOEIRINHA
35170	31	VL. MISSIONÁRIA / METRÔ JABAQUARA
32880	30	CPTM GRAJAÚ / JD. ALPINO
33241	30	PINHEIROS / JD. ADALGIZA
34566	30	CPTM VL. MARA/ITAIM / JD. SÃO MARTINHO
32782	29	TERM. CAPELinha / VALO VELHO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33244	29	SESC POMPÉIA / PQ. CONTINENTAL
33411	29	METRÔ SANTANA / VL. NOVA GALVÃO
33660	29	CPTM GUAIANAZES / JD. NSA. SRA. DO CAMINHO
34692	29	TERM. CAMPO LIMPO / PQ. DO ENGENHO
34842	29	BUTANTÃ / CDHU MUNCK
35011	29	METRÔ - TRIANON - MASP / VL. GOMES
35108	29	METRÔ ITAQUERA / TERM. SÃO MIGUEL
35129	29	METRÔ ITAQUERA / TERM. VL. CARRÃO
33705	28	METRÔ ITAQUERA / UNIÃO DE VL. NOVA
33957	28	TERM. GRAJAÚ / JD. LUCÉLIA
34633	28	CPTM GUAIANAZES / JD. FANGANIELO
34811	28	TERM. GUARAPIRANGA / PQ. DO LAGO
34967	28	METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA / BARRO BRANCO
35037	28	PQ. NOVO MUNDO / JAÇANÃ
35071	28	CONEXÃO PETRÔNIO PORTELA / JD. CARROMBÉ
32809	27	TERM. CAMPO LIMPO / JD. MACEDÔNIA
33835	27	METRÔ ITAQUERA / CID. TIRADENTES
34839	27	METRÔ BUTANTÃ / PQ. CONTINENTAL
35066	27	TERM. CASA VERDE / TERM. PIRITUBA
35082	27	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ TUCURUVI
35179	27	TERM. PINHEIROS / TERM. CAMPO LIMPO
33937	26	TERM. VARGINHA / JD. CHÁC. DO SOL
34763	26	JD. ÂNGELA / JD. HORIZONTE AZUL
34766	26	JD. ÂNGELA / JD. VERA CRUZ
35111	26	OLIVEIRINHA / TERM. A. E. CARVALHO
35138	26	TERM. CID. TIRADENTES / CPTM GUAIANAZES
33057	25	VL. PRUDENTE / VL. CALIFÓRNIA
33672	25	SÃO MIGUEL / JD. CAMPOS
34418	25	TERM. SÃO MIGUEL / ITAIM PAULISTA
35102	25	JD. PERY ALTO / METRÔ SANTANA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35107	25	CPTM GUAIANAZES / TERM. SÃO MIGUEL
33037	24	PQ. IBIRAPUERA / JD. APURÁ
33475	24	TERM. CACHOEIRINHA / JD. STA. CRUZ
33569	24	PERUS / MORRO DOCE
34652	24	TERM. CAMPO LIMPO / JD. DAS ROSAS
34945	24	TERM. VL. CARRÃO / GUAIANAZES
34954	24	TERM. SÃO MATEUS / JD. STO. ANDRÉ
32780	23	TERM. CAPELINHA / VALO VELHO
33173	23	METRÔ ITAQUERA / JD. CAMARGO VELHO
33797	23	METRÔ ITAQUERA / CPTM JOSÉ BONIFÁ-CIO
34667	23	TERM. CAMPO LIMPO / JD. MACEDÔNIA
34958	23	METALÚRGICOS / VL. YOLANDA
35150	23	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SACOMÃ
35215	23	VL. SOLANGE / CPTM GUAIANAZES
33917	22	TERM. VARGINHA / JD. NORONHA
34026	22	TERM. PIRITUBA / STA. MÔNICA
34218	22	TERM. BANDEIRA / TERM. GUARAPI-RANGA
34356	22	TERM. VARGINHA / JD. SÃO NICOLAU
34565	22	CPTM VL. MARA/ITAIM / JD. SÃO MARTINHO
34665	22	TERM. CAMPO LIMPO / JD. MITSUTANI
35105	22	TERM. ARICANDUVA / TERM. A. E. CARVALHO
35112	22	VL. CISPER (CPTM USP) / TERM. A. E. CARVALHO
35114	22	CPTM GUAIANAZES / TERM. A. E. CARVALHO
33810	21	METRÔ ITAQUERA / JD. LARANJEIRA
34761	21	TERM. PINHEIROS / EST. STO. AMARO/GUIDO CALOI
34788	21	ITAIM BIBI / TERM. GUARAPIRANGA
34948	21	CIRCULAR / JD. NOVA VITÓRIA
35062	21	JD. PRINCESA / TERM. CACHOEIRINHA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35088	21	PEDRA BRANCA / TERM. CACHOEIRINHA
35146	21	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SACOMÃ
33842	20	METRÔ ITAQUERA / GLEBA DO PESSEGO
34110	20	JAGUARÉ / CITY JARAGUÁ
34946	20	BARRO BRANCO / TERM. CID. TIRADENTES
35205	20	CPTM LEOPOLDINA / METRÔ VL. MADA-LENA
35249	20	JD. SÃO ROBERTO / TERM. SAPOPEMBA
32945	19	JD. NOVA ERA / TERM. VARGINHA
33167	19	METRÔ ITAQUERA / JD. CAMARGO NOVO
33677	19	CPTM GUIANAZES / DIV. DE FERRAZ
33823	19	METRÔ ITAQUERA / COHAB II
33927	19	TERM. VARGINHA / PQ. FLORESTAL
34490	19	JD. ÂNGELA / VL. GILDA
34849	19	BUTANTÃ / JD. GUARAÚ
34947	18	BARRO BRANCO / TERM. CID. TIRADENTES
35216	18	TERM. CID. TIRADENTES / CID. TIRADENTES
35222	18	JD. MABEL / JD. ROMANO
33138	17	CPTM ITAIM PAULISTA / JD. NÉLIA
34656	17	TERM. CAMPO LIMPO / JD. GUARUJÁ
33929	16	CPTM JURUBATUBA / JD. GAIVOTAS
33930	16	TERM. VARGINHA / JD. REC. CAMPO BELO
33934	16	SHOP. INTERLAGOS / CANTINHO DO CÉU
33954	16	TERM. GRAJAÚ / JD. PRAINHA
34557	16	METRÔ SANTANA / JD. CABUÇU
34852	16	TERM. STO. AMARO / JD. CAIÇARA
34956	16	JD. RODOLFO PIRANI / TERM. SÃO MATEUS
34957	16	JD. RODOLFO PIRANI / TERM. SÃO MATEUS
35055	16	VL. PIAUÍ / TERM. LAPA
33928	15	TERM. VARGINHA / JD. STA. TEREZINHA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34025	15	TERM. PIRITUBA / HAB. TURÍSTICA
34433	15	TERM. SACOMÃ / VL. BRASILINA
34657	15	TERM. CAMPO LIMPO / VALO VELHO
35063	15	JD. PAULISTANO / TERM. PIRITUBA
35119	15	ARTUR ALVIM / METRÔ ITAQUERA
35120	15	JD. STO. ANTÔNIO / METRÔ ITAQUERA
35123	15	METRÔ ITAQUERA / TERM. A. E. CARVALHO
33274	14	HOSP. DAS CLÍNICAS / JD. JOÃO XXIII
34391	14	METRÔ BELÉM / TERM. SAPOPEMBA
34914	14	CPTM JOSÉ BONIFÁCIO / GUAIANAZES
34959	14	TERM. SÃO MATEUS / METALÚRGICOS
35113	14	CID. KEMEL / TERM. SÃO MIGUEL
35116	14	JD. CAMARGO VELHO / TERM. SÃO MIGUEL
35117	14	JD. CAMARGO VELHO / TERM. SÃO MIGUEL
35121	14	VL. CISPER (CPTM USP) / TERM. SÃO MIGUEL
35152	14	HOSP. SÃO MATEUS / TERM. SAPOPEMBA
33722	13	METALÚRGICOS / TERM. CID. TIRADENTES
33725	13	VL. PAULISTA I / TERM. CID. TIRADENTES
33939	13	TERM. VARGINHA / MARSILAC
34313	13	TERM. VARGINHA / JD. STA. FÉ
34393	12	PÇA. DO CORREIO / TERM. SAPOPEMBA
34841	12	BUTANTÃ / JD. MARIA LUIZA
35254	12	JD. MONTE BELO / TERM. JD. BRITANIA
33811	11	METRÔ ITAQUERA / SÃO MATEUS
34144	11	PÇA. DA SÉ / CID. UNIVERSITÁRIA
34560	11	METRÔ SANTANA / PEDRA BRANCA
33243	10	ITAIM BIBI / RIO PEQUENO
33824	10	CPTM JOSÉ BONIFÁCIO / VL. YOLANDA
34644	10	SETOR IIB / TERM. CID. TIRADENTES
34952	10	TERM. SÃO MATEUS / JD. LIMOEIRO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35018	9	CIRCULAR / TERM. CID. TIRADENTES
35128	9	TERM. PENHA / TERM. SÃO MATEUS
35130	9	TERM. SÃO MATEUS / TERM. CID. TIRADENTES
35132	9	JD. DA CONQUISTA / TERM. SÃO MATEUS
35133	9	JD. STO. ANDRÉ / TERM. SÃO MATEUS
35145	9	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO MATEUS
34498	8	TERM. STO. AMARO / TERM. JD. ÂNGELA
34659	8	TERM. PINHEIROS / TERM. CAMPO LIMPO
34720	8	JD. ÂNGELA / JD. DOS REIS
35182	8	VL. GILDA / TERM. JD. ÂNGELA
35184	8	JD. GUARUJÁ / TERM. CAPELINHA
35185	8	JD. HORIZONTE AZUL / TERM. JD. ÂNGELA
35195	8	JD. IRENE / TERM. CAMPO LIMPO
33206	7	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / MORRO DOCE
33280	7	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / JD. JOÃO XXII-I/EDUC.
34924	7	METRÔ ITAQUERA / COHAB FAZENDA DO CARMO
33245	6	METRÔ - TRIANON - MASP / PQ. CONTINENTAL
35029	6	CACHOEIRA / DIB
35137	6	BARRO BRANCO / TERM. CID. TIRADENTES
35142	6	VL. YOLANDA / TERM. CID. TIRADENTES
34818	5	METRÔ BUTANTÃ / JD. JOÃO XXIII
35186	5	PQ. DO LAGO / TERM. JD. ÂNGELA
34998	4	CHÁC. MARIA TRINDADE / TERM. JD. BRITÂNIA
35124	4	VL. CISPER / TERM. PENHA
34719	3	JD. ÂNGELA / JD. SÃO LOURENÇO
33953	2	TERM. GRAJAÚ / CANTINHO DO CÉU
35223	2	PARELHEIROS / CHÁC. BOSQUE DO SOL
33795	1	METRÔ ITAQUERA / JD. LIMOEIRO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33948	1	TERM. PARELHEIROS / JD. ORIENTAL/FON- TES

Apêndice E – Matrizes de confusão

Figura 23 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos *tweets* em eventos de exceção por meio do algoritmo Árvore de Decisão

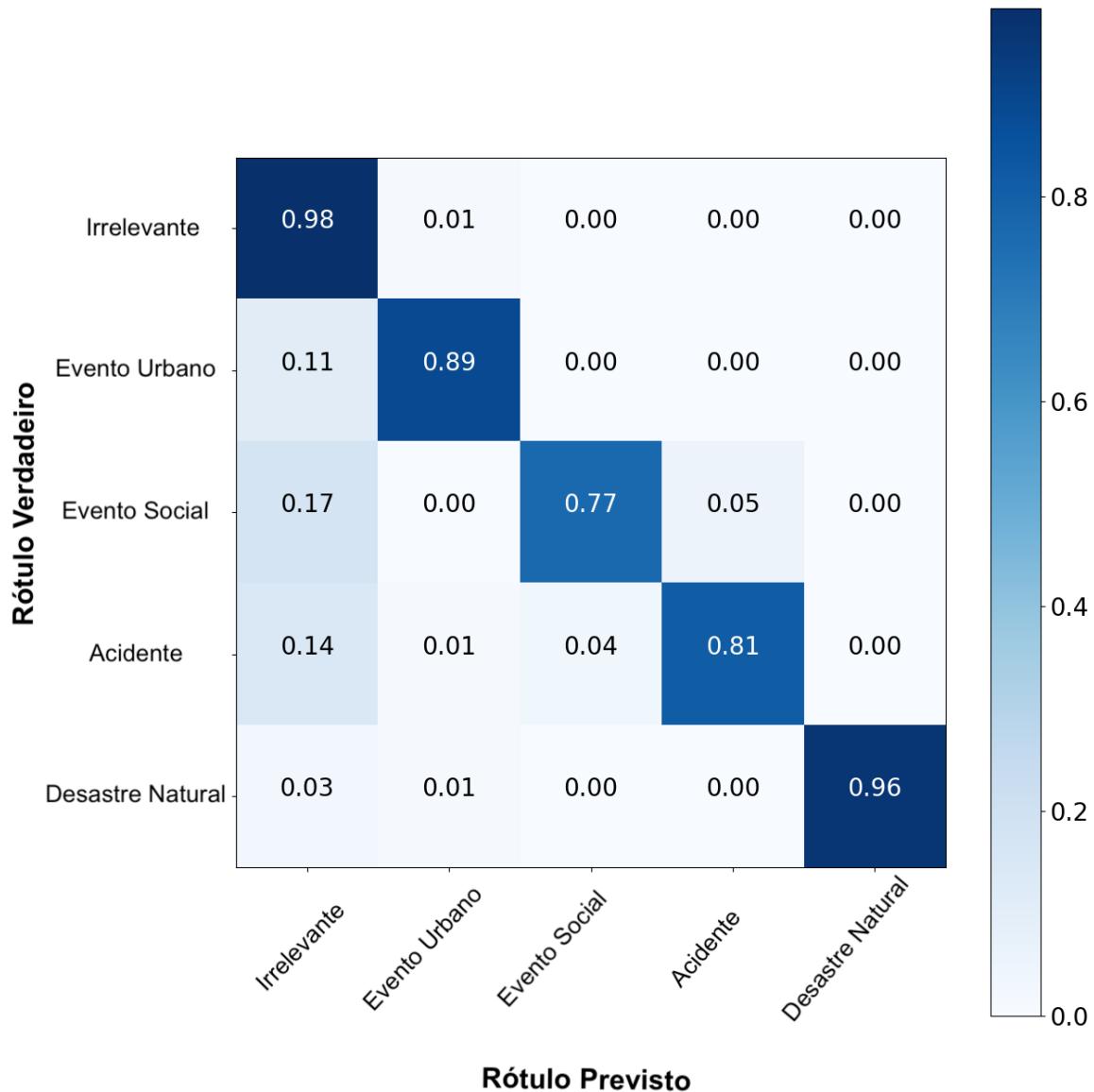


Figura 24 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo *Complement Naive Bayes*

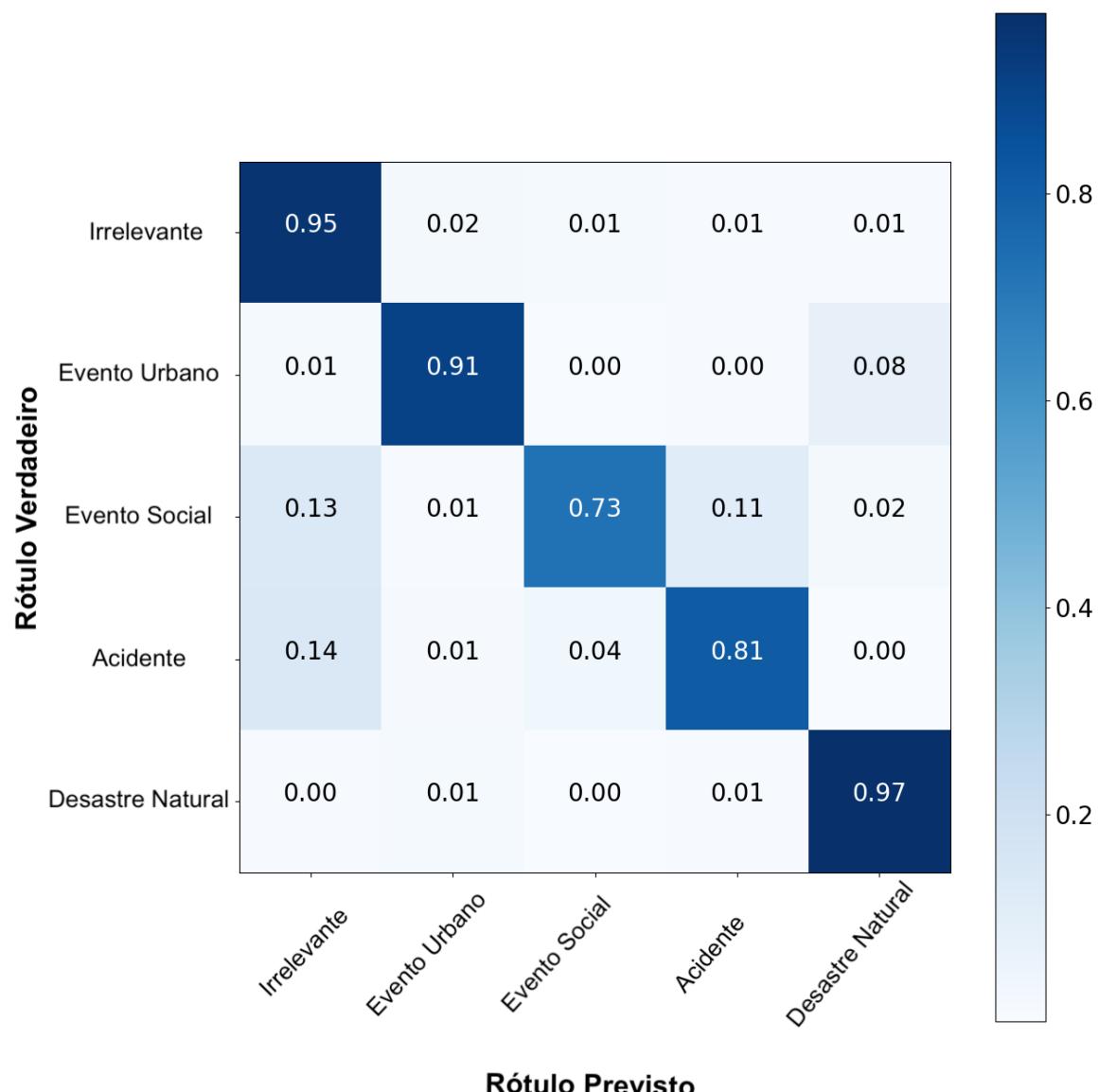


Figura 25 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Florestas Aleatórias

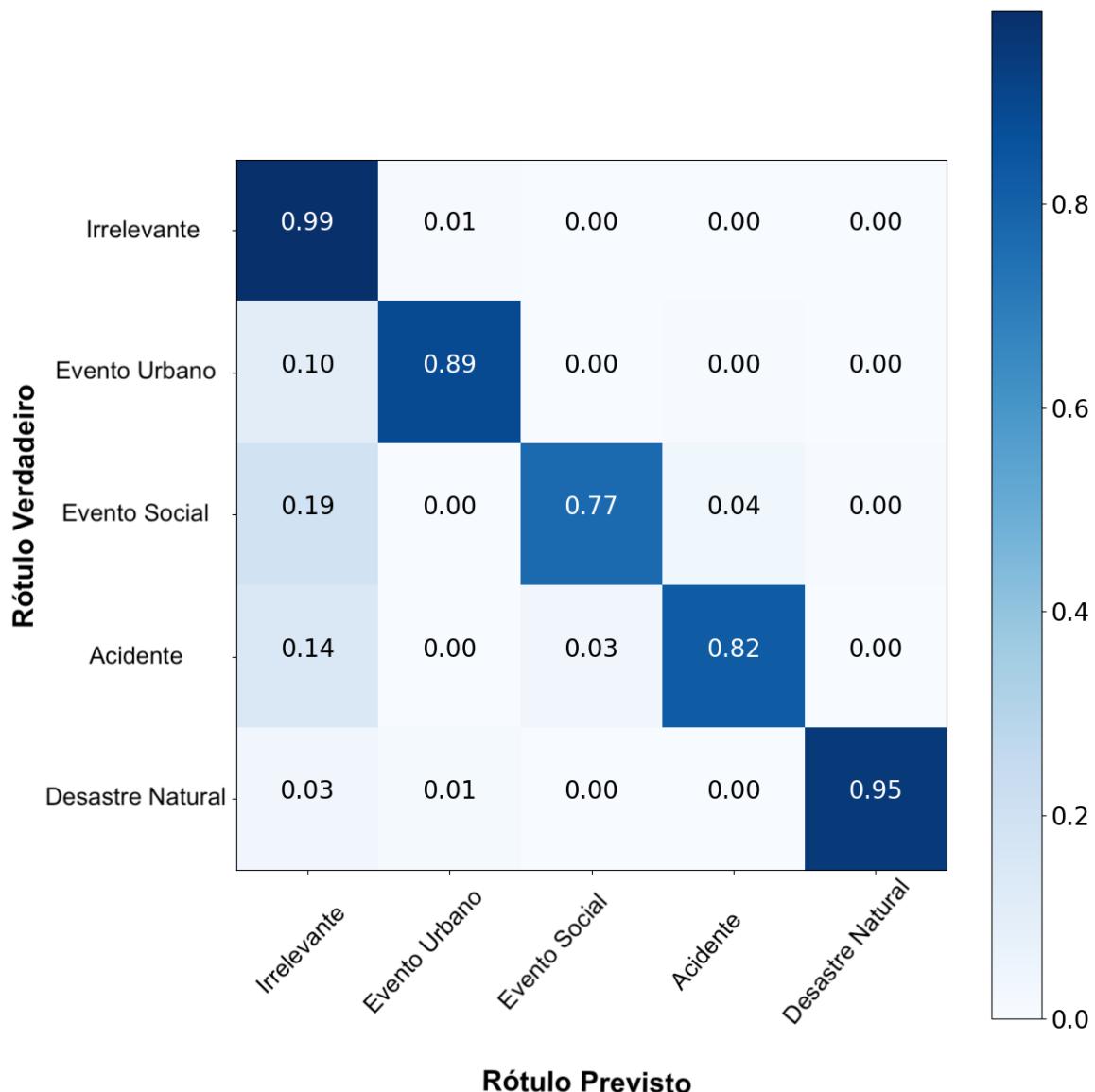


Figura 26 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo *Multinomial Naive Bayes*

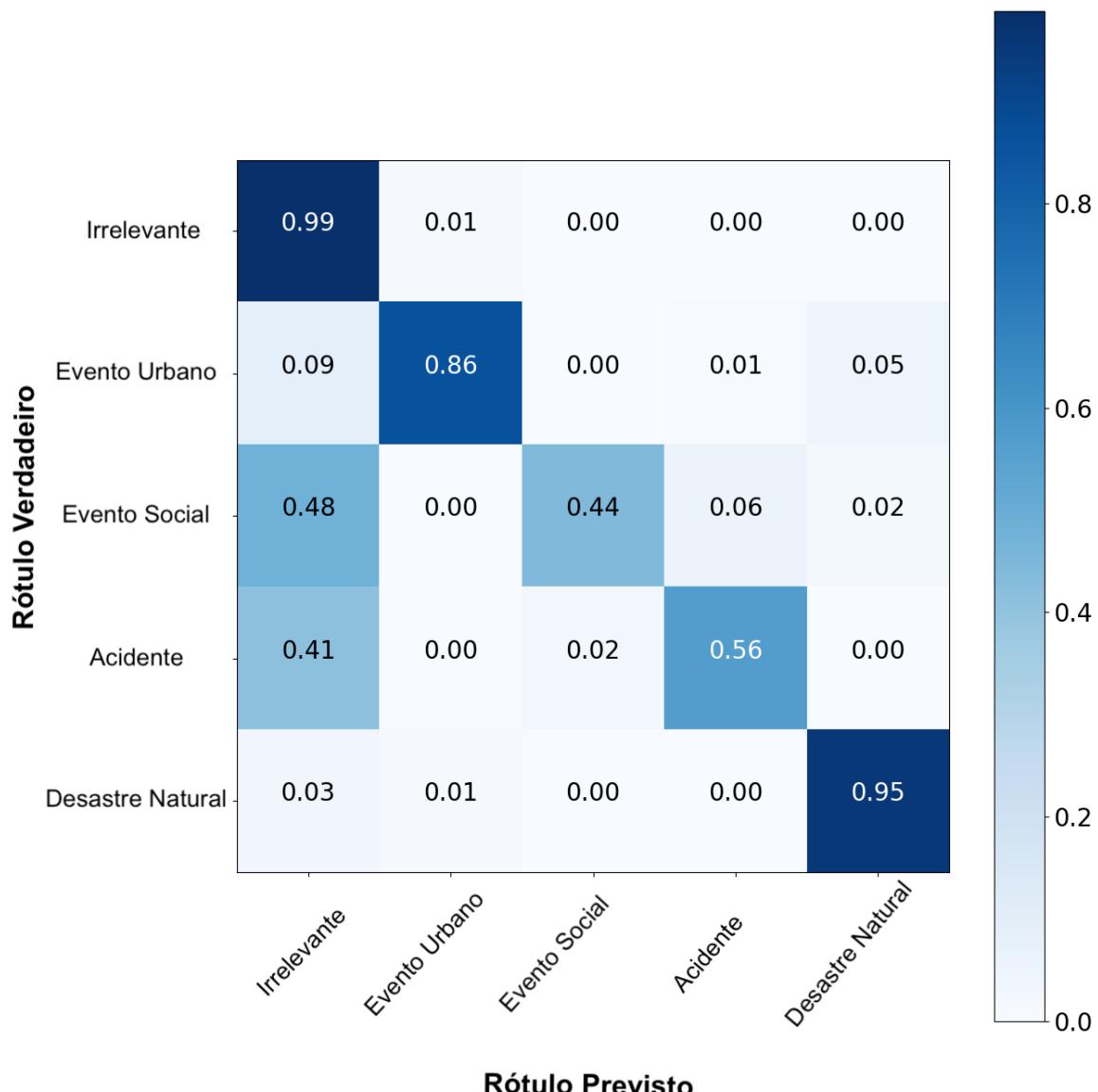


Figura 27 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Regressão Logística

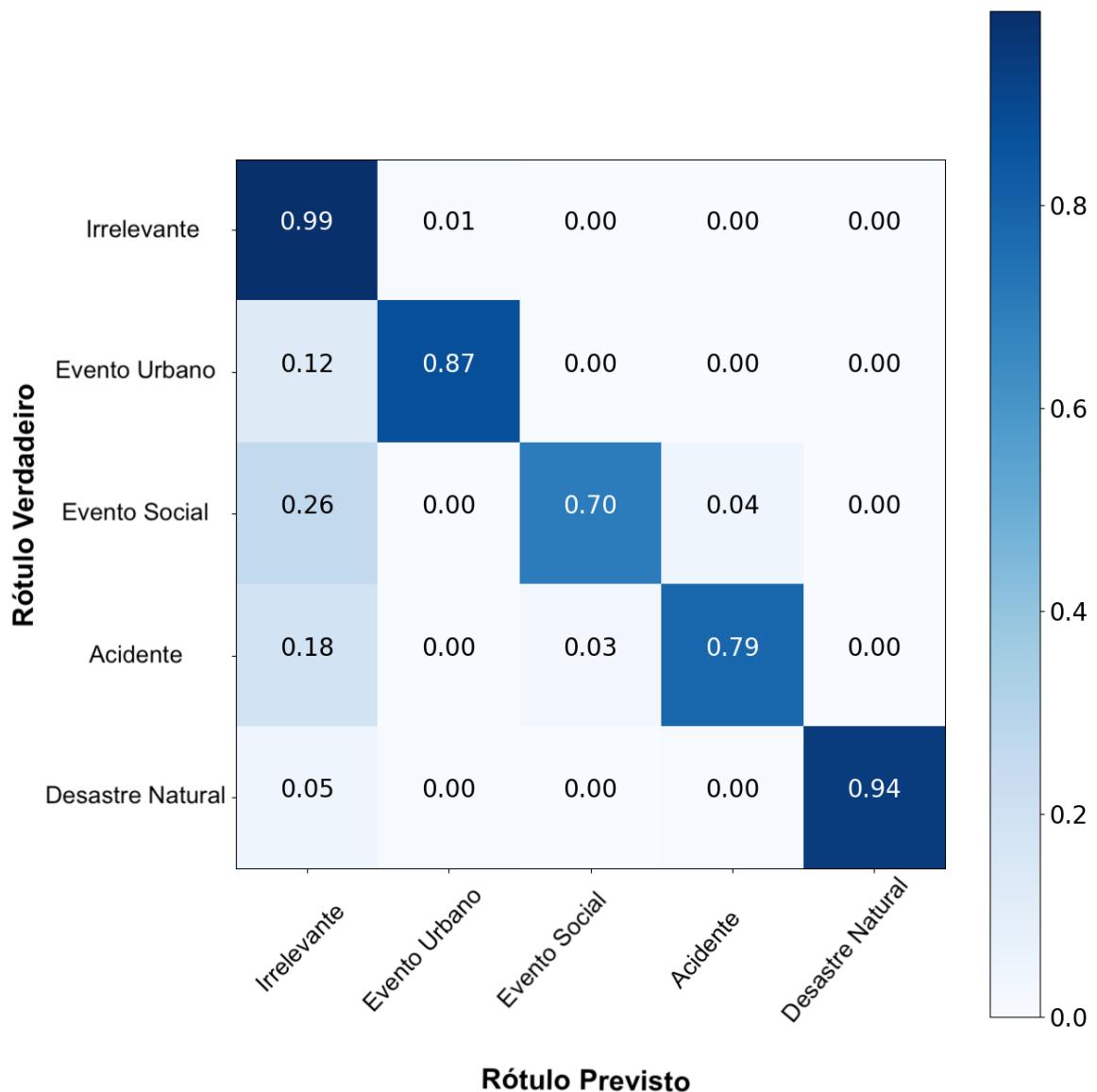
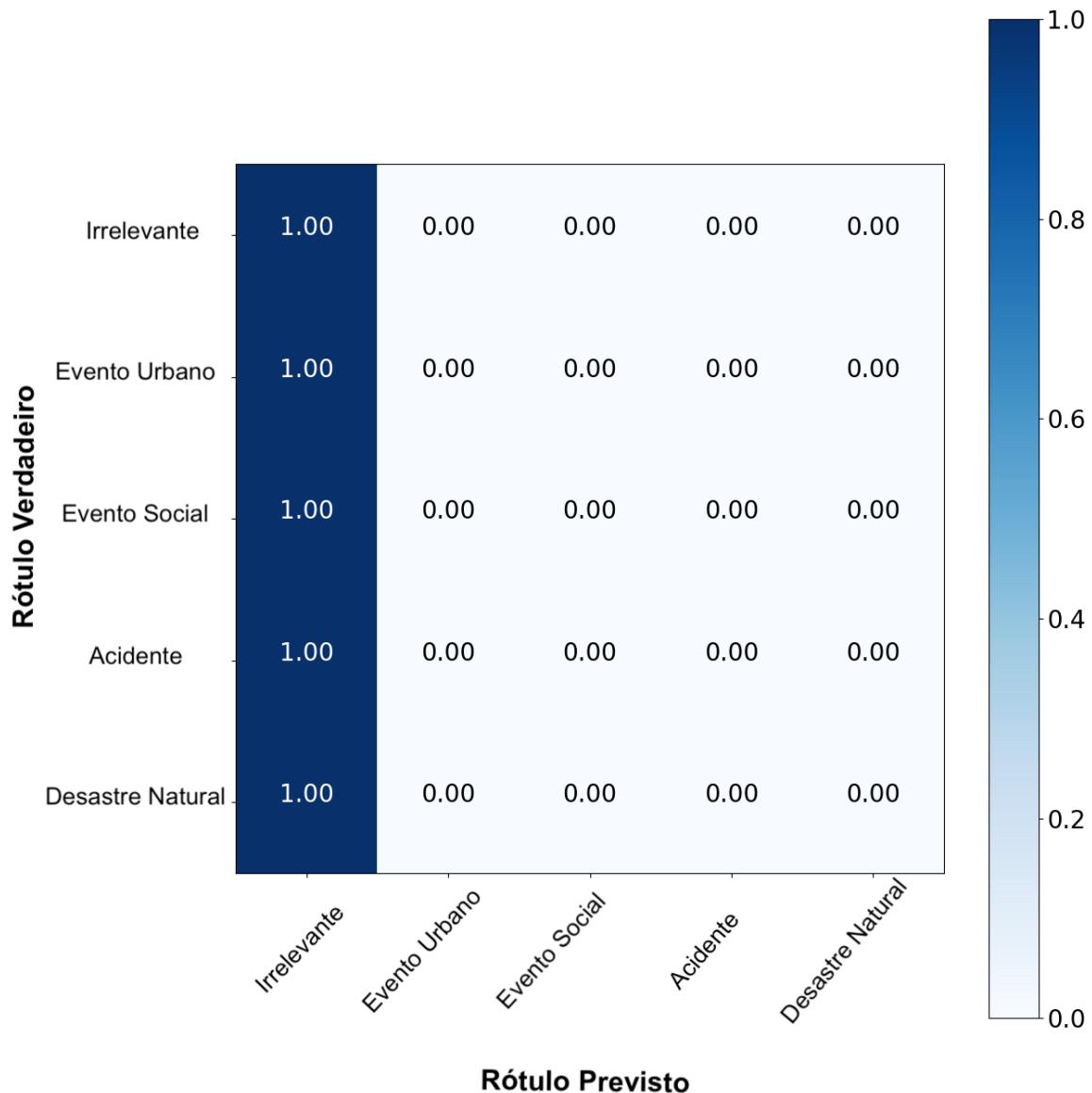


Figura 28 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Máquina de Vetores de Suporte



Apêndice F – Parametrizações dos algoritmos

F.1 Árvore de Decisão

1

- *criterion* — *string*, opcional (*default* = “*gini*”) — Parâmetro responsável por definir a função que mede a qualidade da divisão da árvore de decisão. Os valores suportados são *gini* para a *impureza Gini* e *entropy* para o *ganho de informação*.
- *splitter* — *string*, opcional (*default* = “*best*”) — Parâmetro responsável por definir a estratégia usada para escolher a divisão em cada nó. As estratégias suportadas são *best* para escolher a melhor divisão e *random* para escolher a melhor divisão aleatoriamente.
- *max_depth* — *int* ou *None*, opcional (*default* = *None*) — Parâmetro responsável por definir a profundidade máxima da árvore. Se definido como *None*, os nós são expandidos até que todas as folhas fiquem puras ou até que todas as folhas contenham menos amostras que *min_samples_split*.
- *min_samples_split* — *int*, *float*, opcional (*default* = 2) — Parâmetro responsável por definir o número mínimo de amostras necessárias para dividir um nó interno.
- *min_samples_leaf* — *int*, *float*, opcional (*default* = 1) — Parâmetro responsável por definir o número mínimo de amostras necessárias em um nó folha. Um ponto de divisão em qualquer profundidade só será considerado se deixar pelo menos *min_samples_leaf* amostras de treinamento em cada uma das ramificações esquerda e direita. Isso pode ter o efeito de suavizar o modelo, especialmente na regressão.
- *min_weight_fraction_leaf* — *float*, opcional (*default* = 0.) — Parâmetro responsável por definir a fração ponderada mínima da soma total de pesos (de todas as amostras de entrada) necessária para estar em um nó folha. As amostras têm peso igual quando *sample_weight* não é fornecido.

¹ Descrições das parametrização adaptadas com base em:<<http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html>>. Acessado em 08 de outubro de 2018.

- *max_features* — *int, float, string ou None*, opcional (*default = None*) — Parâmetro responsável por definir o número de *features* (características) a serem consideradas ao procurar a melhor divisão. A procura por uma divisão não é interrompida até que pelo menos uma partição válida das amostras de nó seja localizada, mesmo que seja necessário inspecionar do que mais de *max_features* características.
- *random_state* — *int, RandomState instance ou None*, opcional (*default = None*) — Parâmetro responsável por determinar a estratégia de geração de número aleatórios. Se definido como *RandomState*, *random_state* será o gerador de números aleatórios; se *None* o gerador de números aleatórios é a instância *RandomState* usada por *np.random*.
- *max_leaf_nodes* — *int ou None*, opcional (*default = None*) — Parâmetro responsável por gerar uma árvore com o máximo número de nós folhas, usando a estratégia *best-first*. Os melhores (*best*) nós são os definidos como redução relativa a impureza. Caso o parâmetro seja definido como *None* então o número máximo de nós folhas será ilimitado.
- *min_impurity_decrease* — *float*, opcional (*default = 0.*) — Parâmetro responsável por definir que um nó será dividido se essa divisão induzir uma diminuição da impureza maior ou igual a esse valor.
- *class_weight* — *dict, list de dict, "balanced", None, default = None* — Parâmetro responsável por associar ponderação as classes, no seguinte formato: "*class_label : weight*". Caso não haja valores para esse parâmetro, supõem-se que todos as classes possuam o mesmo peso.
- *presort* — *bool*, opcional (*default = False*) — Se o valor desse parâmetro é igual a *true* é realizada uma pré-ordenação dos dados, o que acelera encontrar as melhores divisões das árvores de decisão no processo de ajuste. Ao habilitar esse parâmetro, a velocidade do processo de treinamento de um grande volume de dados é reduzida. Por outro lado, habilitar esse parâmetro em alguns casos pode acelerar o processo de treinamento, como quando há pequenos conjuntos de dados, ou, restrição quanto a profundidade da árvore de decisão.

F.2 Floresta Aleatória

2

- *n_estimators* — *integer*, opcional (*default* = 100) — Parâmetro responsável pelo número de árvores na floresta.
- *criterion* — *string*, opcional (*default* = “*gini*”) — Parâmetro responsável por definir a função que mede a qualidade da divisão da árvore de decisão. Os valores suportados são *gini* para a *impureza Gini* e *entropy* para o *ganho de informação*.
- *max_depth* — *int* ou *None*, opcional (*default* = *None*) — Parâmetro responsável por definir a profundidade máxima da árvore. Se definido como *None*, os nós são expandidos até que todas as folhas fiquem puras ou até que todas as folhas contenham menos amostras que *min_samples_split*.
- *min_samples_split* — *int*, *float*, opcional (*default* = 2) — Parâmetro responsável por definir o número mínimo de amostras necessárias para dividir um nó interno.
- *min_samples_leaf* — *int*, *float*, opcional (*default* = 1) — Parâmetro responsável por definir o número mínimo de amostras necessárias em um nó folha. Um ponto de divisão em qualquer profundidade só será considerado se deixar pelo menos *min_samples_leaf* amostras de treinamento em cada uma das ramificações esquerda e direita. Isso pode ter o efeito de suavizar o modelo, especialmente na regressão.
- *min_weight_fraction_leaf* — *float*, opcional (*default* = 0.) — Parâmetro responsável por definir a fração ponderada mínima da soma total de pesos (de todas as amostras de entrada) necessária para estar em um nó folha. As amostras têm peso igual quando *sample_weight* não é fornecido.
- *max_features* — *int*, *float*, *string* ou *None*, opcional (*default* = *None*) — Parâmetro responsável por definir o número de *features* (características) a serem consideradas ao procurar a melhor divisão. A procura por uma divisão não é interrompida até que pelo menos uma partição válida das amostras de nó seja

² Descrições das parametrização adaptadas com base em:<<http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>>. Acessado em 08 de outubro de 2018.

localizada, mesmo que seja necessário inspecionar do que mais de `max_features` características.

- `random_state` — `int`, `RandomState` instance ou `None`, opcional (`default = None`) — Parâmetro responsável por determinar a estratégia de geração de número aleatórios. Se definido como `RandomState`, `random_state` será o gerador de números aleatórios; se `None` o gerador de números aleatórios é a instância `RandomState` usada por `np.random`.
- `max_leaf_nodes` — `int` ou `None`, opcional (`default = None`) — Parâmetro responsável por gerar uma árvore com o máximo número de nós folhas, usando a estratégia *best-first*. Os melhores (*best*) nós são os definidos como redução relativa a impureza. Caso o parâmetro seja definido como `None` então o número máximo de nós folhas será ilimitado.
- `min_impurity_decrease` — `float`, opcional (`default = 0.`) — Parâmetro responsável por definir que um nó será dividido se essa divisão induzir uma diminuição da impureza maior ou igual a esse valor.
- `bootstrap` — `boolean`, opcional (`default = True`) — Parâmetro responsável por definir se amostras de `bootstrap` serão usadas ao construir árvores.
- `oob_score` — `boolean`, opcional (`default = False`) — Parâmetro responsável por definir o uso de amostras *out-of-bag* para estimar a precisão da generalização.
- `n_jobs` — `int` ou `None`, opcional (`default = None`) — Parâmetro responsável por definir o número de `jobs` a serem executados em paralelo durante os processos de `fit` e `predict`. `None` define 1 `job` a menos que esteja em um contexto `joblib.parallel_backend`; -1 define que todos os processadores sejam usados.
- `verbose` — `int`, opcional (`default = 0`) — Parâmetro responsável por controlar a verbosidade durante os processos de `fit` e `predict`.
- `warm_start` — `bool`, opcional (`default = False`) — Parâmetro que quando definido como `True` reutiliza a solução da chamada anterior no processo de `fit` e adiciona mais estimadores ao `ensemble`, caso contrário, apenas aplica o processo de `fit` a toda uma nova floresta.
- `class_weight` — `dict`, `list` de `dict`, “balanced”, `None`, `default = None` — Parâmetro responsável por associar ponderação as classes, no seguinte formato:

"class_label : weight". Caso não haja valores para esse parâmetro, supõem-se que todos as classes possuam o mesmo peso.

- *presort* — *bool*, opcional (*default = False*) — Se o valor desse parâmetro é igual a *true* é realizada uma pré-ordenação dos dados, o que acelera encontrar as melhores divisões das árvores de decisão no processo de ajuste. Ao habilitar esse parâmetro, a velocidade do processo de treinamento de um grande volume de dados é reduzida. Por outro lado, habilitar esse parâmetro em alguns casos pode acelerar o processo de treinamento, como quando há pequenos conjuntos de dados, ou, restrição quanto a profundidade da árvore de decisão.

F.3 K-ésimo Vizinho mais Próximo

3

- *n_neighbors* — *int*, opcional (*default = 5*) — Parâmetro responsável por definir o número padrão de *neighbors* usados pelas *kneighbors queries*.
- *weights* — *str* ou *callable*, opcional (*default = ‘uniform’*) — Parâmetro usado para definir a função de peso usada no processo *predict*. Valores possíveis: (I) *uniform*: pesos uniformes; todos os pontos em cada vizinha são ponderados igualmente; (II) *distance*: pontos de ponderação pelo inverso da suas respectivas distâncias; nesse caso, os vizinhos mais próximos de um ponto de consulta terão uma influência maior do que os vizinhos mais distantes; (III) *callable*: uma função definida pelo usuário que aceita uma matriz de distâncias e retorna uma matriz da mesma forma, contendo contém os pesos.
- *algorithm* — *auto*, *ball_tree* (*BallTree*), *kd_tree* (*KDTree*), *brute* (pesquisa por força bruta), opcional (*default = ‘auto’*) — Parâmetro responsável por definir algoritmo utilizado para calcular os vizinhos mais próximos. O valor padrão tentará decidir o algoritmo mais apropriado com base nos valores passados para o método *fit*. Em caso de dados esparsos no processo de ajuste esse parâmetro é ignorado e usado a opção *brute* por padrão.
- *leaf_size* — *int*, opcional (*default = 30*) — Parâmetro responsável por definir o tamanho da folha passado para o *BallTree* ou *KDTree*. Isso pode afetar a

³ Descrições das parametrização adaptadas com base em:<<http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html>>. Acessado em 08 de outubro de 2018.

velocidade da construção e consulta, bem como a memória necessária para armazenar a árvore. O valor ideal depende da natureza do problema.

- p — *integer*, opcional ($default = 2$) — Parâmetro de potência para a métrica *Minkowski*. Quando $p = 1$, isso equivale a usar *manhattan_distance* ($l1$) e *euclidean_distance* ($l2$) para $p = 2$. Para p arbitrário, *minkowski_distance* (l_p) é usado.
- *metric* — *string* ou *callable*, opcional ($default = \text{'minkowski'}$) — Parâmetro responsável por definir a distância métrica para usar na árvore. A métrica padrão é *minkowski* e com $p = 2$ é equivalente à métrica euclidiana padrão.
- *n_jobs* — *int* ou *None*, opcional ($default = None$) — Parâmetro responsável por definir o número de *jobs* a serem executados em paralelo durante os processos de *fit* e *predict*. *None* define 1 *job* a menos que esteja em um contexto *joblib.parallel_backend*; -1 define que todos os processadores sejam usados.

F.4 Máquina de Vetores de Suporte

4

- C — *float*, opcional ($default = 1.0$) — Parâmetro de *penalidade C* do termo de erro.
- *kernel* — *string*, opcional ($default = \text{'rbf'}$) — Parâmetro responsável por especificar o tipo de *kernel* a ser usado no algoritmo. Pode ser *linear*, *poly*, *rbf*, *sigmoid*, *precomputed* ou *callable*.
- *degree* — *int*, opcional ($default = 3$) — Parâmetro responsável por definir a *polynomial kernel function (poly)*. Ignorado por todos os outros *kernels*.
- *gamma* — *float*, opcional ($default = \text{'auto'}$) — Parâmetro responsável por definir o coeficiente de *Kernel* para *rbf*, *poly* e *sigmoid*.
- *coef0* — *float*, opcional ($default = 0.0$) — Parâmetro responsável por definir o termo independente na função *kernel*. É significativo apenas para *poly* e *sigmoid*.

⁴ Descrições das parametrização adaptadas com base em:<<http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVC.html#sklearn.svm.SVC>>. Acessado em 08 de outubro de 2018.

- *shrinking* — *boolean*, opcional (*default = True*) — Parâmetro responsável por definir o uso da heurística *shrinking*.
- *probability* — *boolean*, opcional (*default = False*) — Parâmetro responsável por definir o uso de estimativas de probabilidade, o qual deve ser ativado antes do processo de *fit* (implica em perda de desempenho).
- *tol* — *float*, opcional (*default = 1e - 3*) — Parâmetro responsável por definir a tolerância ao critério de parada.
- *cache_size* — *float*, opcional — Parâmetro responsável por definir o tamanho do cache do *kernel* (em MB).
- *class_weight* — *dict, balanced, optional* (*default = None*) — Parâmetro responsável por definir o parâmetro C da classe *i* para *class_weight[i] * C* para o SVC.
- *verbose* — *bool*, (*default = False*) — Parâmetro responsável por habilitar a saída detalhada.
- *max_iter* — *int*, opcional (*default = -1*) — Parâmetro responsável por definir um limite rígido em iterações no *solver*, ou -1 para sem limite.
- *decision_function_shape* — *ovo, ovr, (default =' ovr')* — Parâmetro responsável por definir se deve retornar uma função de decisão *one-vs-rest* (*ovr*) ou a função de decisão original *one-vs-one*.
- *random_state* — *int, RandomState instance ou None, opcional (default = None)* — Parâmetro responsável por determinar a estratégia de geração de número aleatórios. Se definido como *RandomState*, *random_state* será o gerador de números aleatórios; se *None* o gerador de números aleatórios é a instância *RandomState* usada por *np.random*.

F.5 Naive Bayes

5

- *alpha* — *float*, opcional (*default = 1.0*) — Parâmetro de suavização (0 para não suavização) aditivo (Laplace / Lidstone).

⁵ Descrições das parametrização adaptadas com base em:<http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.naive_bayes.MultinomialNB.html#sklearn.naive_bayes.MultinomialNB> e <http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.naive_bayes.ComplementNB.html#sklearn.naive_bayes.ComplementNB>. Acessado em 08 de outubro de 2018.

- *fit_prior* — *boolean*, opcional (*default = True*) — Parâmetro responsável por definir ou não o aprendizado das probabilidades anteriores da classe.
- *class_prior* — *array-like*, *size (n_classes,)*, opcional (*default = None*) — Parâmetro responsável por definir probabilidades anteriores das classes. Se especificado, os antecedentes não são ajustados de acordo com os dados.
- *norm* — *boolean*, opcional (*default = False*) — Parâmetro responsável por definir se uma segunda normalização dos pesos é executada ou não. Disponível somente na implementação *ComplementNB*.

F.6 Redes Neurais

6

- *hidden_layer_sizes* — *tuple, length = n_layers - 2*, opcional(*default = (100,)*) — Parâmetro responsável por definir o *ith* elemento que representa o número de neurônios na *ith* camada oculta.
- *activation* — *identity, logistic, tanh, relu*, opcional (*default = relu*) — Parâmetro responsável por definir a função de ativação para a camada oculta.
- *solver* — *lbfgs, sgd, adam*, opcional (*default = adam*) — Parâmetro responsável por definir o solucionador para otimização de peso.
- *alpha* — *float*, opcional (*default = 0.0001*) — Parâmetro de penalidade L2 (termo de regularização).
- *batch_size* — *int*, opcional (*default = auto*) — Parâmetro responsável pelo tamanho de *mini-batches* para otimizadores estocásticos. Se o solucionador for *lbfgs*, o classificador não usa *minibatch*. Quando definido como *auto*, *batch_size = min(200, n_samples)*.
- *learning_rate* — *constant, invscaling, adaptive*, opcional (*default = constant*) — Parâmetro responsável pela programação da taxa de aprendizado para atualizações de ponderações.

⁶ Descrições das parametrização adaptadas com base em:<http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPClassifier.html#sklearn.neural_network.MLPClassifier>. Acessado em 08 de outubro de 2018.

- *learning_rate_init* — *double*, opcional (*default* = 0.001) — Parâmetro responsável por definir a taxa inicial de aprendizado utilizada, somente quando *solver* = *sgd* ou *adam*.
- *power_t* — *double*, opcional (*default* = 0.5) — Parâmetro responsável por definir o expoente para a taxa de aprendizado de escala inversa, quando a *learning_rate* é definida como *invscaling* e *solver* = *sgd*.
- *max_iter* — *int*, opcional (*default* = 200) — Parâmetro responsável por definir o número máximo de iterações. O *solver* itera até a convergência (determinada por *tol*) ou pelo *max_iter*. Para solvers estocásticos (*sgd*, *adam*), esse parâmetro determina o número de *epochs* (quantas vezes cada ponto de dados será usado), não o número de etapas do gradiente.
- *shuffle* — *bool*, opcional (*default* = *True*) — Parâmetro responsável por definir o embaralhamento das amostras em cada iteração. Usado somente quando *solver* = *sgd* ou *adam*.
- *random_state* — *int*, *RandomState* instance ou *None*, opcional (*default* = *None*) — Parâmetro responsável por determinar a estratégia de geração de número aleatórios. Se definido como *RandomState*, *random_state* será o gerador de números aleatórios; se *None* o gerador de números aleatórios é a instância *RandomState* usada por *np.random*.
- *verbose* — *bool*, (*default* = *False*) — Parâmetro responsável por habilitar a saída detalhada.
- *tol* — *float*, opcional, (*default* = $1e-4$) — Parâmetro responsável por definir a tolerância para a otimização.
- *warm_start* — *bool*, opcional (*default* = *False*) — Parâmetro responsável por definir a reutilização da solução da chamada anterior para o processo de *fit* como inicialização, caso contrário, a solução anterior é apagada.
- *momentum* — *float*, opcional (*default* = 0.9) — Parâmetro responsável por definir o *momentum* para a atualização de descida de gradiente. Deve estar entre 0 e 1. Apenas utilizado quando *solver* = *sgd*.
- *nesterovs_momentum* — *boolean*, (*default* = *True*) — Parâmetro responsável por definir o uso do *Nesterovs momentum*. Apenas utilizando quando *solver* = *sgd* e *momentum* > 0.

- *early_stopping* — *bool*, opcional (*default = False*) — Parâmetro responsável por definir parada antecipada para finalizar o treinamento quando a pontuação de validação não estiver melhorando. Se definido como verdadeiro, automaticamente 10% dos dados de treinamento são usados como validação, encerrando o treinamento quando a pontuação de validação não estiver melhorando em pelo menos *tol* para *n_iter_no_change epochs* consecutivos. Esse parâmetro somente é efetivo quando *solver = sgd* ou *adam*.
- *validation_fraction* — *float*, opcional, (*default = 0.1*) — Parâmetro responsável por definir a proporção de dados de treinamento a serem definidos como um conjunto de validação para interrupção antecipada. O valor deve estar entre 0 e 1. Apenas usado se *early_stopping = True*.
- *beta_1* — *float*, opcional (*default = 0.9*) — Parâmetro responsável por definir a taxa de decaimento exponencial (entre 0 e 1) para estimativas do primeiro momento vetorial em *adam*. Usado somente quando *solver = adam*.
- *beta_2* — *float*, opcional (*default = 0.9*) — Parâmetro responsável por definir a taxa de decaimento exponencial (entre 0 e 1) para estimativas do segundo momento vetorial em *adam*. Usado somente quando *solver = adam*.
- *epsilon* — *float*, opcional (*default = 1e-8*) — Parâmetro responsável por definir o valor para estabilidade numérica em *adam*. Usado somente quando *solver = adam*.
- *n_iter_no_change* — *int*, opcional (*default = 10*) — Parâmetro responsável por definir o número máximo de *epochs* para não atender a melhoria definida pelo parâmetro *tol*. Usado somente quando *solver = adam*.

F.7 Regressão Logística

7

- *penalty* — *str*, *l1*⁷ ou *l2*, opcional (*default = l2*) — Usado para especificar a norma usada na penalização. Os solucionadores "newton-cg", "sag" e "lbfgs" apoiam apenas as penalidades *l2*.

⁷ Descrições das parametrização adaptadas com base em:<http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LogisticRegression.html>. Acessado em 08 de outubro de 2018.

- *dual* — *bool*, opcional (*default = False*) — Parâmetro responsável por definir formulação *dual* ou *primal*. Formulação *dual* é apenas implementada para penalidade *l2* com o *liblinear solver*. Preferível *dual = False* quando *n_samples > n_features*.
- *tol* — *float*, opcional (*default = 1e-4*) — Parâmetro responsável por definir a tolerância para o critério de parada.
- *C* — *float*, opcional (*default = 1.0*) — Parâmetro responsável por definir a inversão da força de regularização; deve ser um *float* positivo. Como nas máquinas de vetores de suporte, valores menores especificam uma regularização mais forte.
- *fit_intercept* — *bool*, opcional (*default = True*) — Parâmetro responsável por definir se uma constante (viés ou interceptação) deve ser adicionada a função de decisão.
- *intercept_scaling* — *float*, opcional (*default = 1*) — Parâmetro responsável por definir a escala de interceptação. Útil somente quando *solver = liblinear* e *self.fit_intercept = True*.
- *class_weight* — *dict*, *list* de *dict*, “balanced”, *None*, *default = None* — Parâmetro responsável por associar ponderação as classes, no seguinte formato: “*class_label : weight*”. Caso não haja valores para esse parâmetro, supõem-se que todos as classes possuam o mesmo peso.
- *random_state* — *int*, *RandomState instance* ou *None*, opcional (*default = None*) — Parâmetro responsável por determinar a estratégia de geração de número aleatórios. Se definido como *RandomState*, *random_state* será o gerador de números aleatórios; se *None* o gerador de números aleatórios é a instância *RandomState* usada por *np.random*.
- *solver* — *str*, *newton-cg*, *lbfgs*, *liblinear*, *sag*, *saga*, opcional (*default = liblinear*) — Parâmetro responsável por definir o algoritmo utilizado no problema de otimização.
- *max_iter* — *int*, opcional (*default = 100*) — Parâmetro utilizado com *solver = newton-cg*, *sag* e *lbfgs*. Número máximo de iterações tomadas para os solvers convergirem.
- *verbose* — *bool*, (*default = False*) — Parâmetro responsável por habilitar a saída detalhada.

- *multi_class* — *str, ovr, multinomial, auto*, opcional (*default = ovr*) — Parâmetro responsável por definir multi classes.
- *warm_start* — *bool*, opcional (*default = False*) — Parâmetro que quando definido como *True*, reutiliza a solução da chamada anterior para o processo de *fit* como inicialização, caso contrário, a solução anterior é apagada. Sem efeitos quando *solver = liblinear*.
- *n_jobs* — *int ou None*, opcional (*default = None*) — Parâmetro responsável por definir a quantidade de núcleos de CPU utilizados na paralelização sob as classes, quando *multi_class = ovr*. Esse parâmetro é ignorado quando *solver = liblinear*, independentemente de *multi_class* estar especificado ou não. *None* define 1 núcleo a menos que esteja em um contexto *joblib.parallel_backend*; -1 define o uso de todos os processadores.

Apêndice G - Análise Apriori

G.1 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans, referentes aos meses do ano de 2017.

Tabela 31 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Janeiro

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,14	0,14	1
11	0,28	0,28	1
12	0,27	0,27	1
13	0,15	0,15	1
2	0,12	0,12	1
4	0,10	0,10	1
5	0,11	0,11	1
6	0,12	0,12	1
7	0,19	0,19	1
8	0,15	0,15	1
9	0,13	0,13	1
11 → 12	0,13	0,47	1,72

Tabela 32 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Fevereiro

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,17	0,17	1
11	0,21	0,21	1
12	0,32	0,32	1
13	0,19	0,19	1
14	0,10	0,10	1
2	0,12	0,12	1
5	0,12	0,12	1
6	0,10	0,10	1
7	0,20	0,20	1
8	0,13	0,13	1
9	0,18	0,18	1
12 → 11	0,12	0,58	1,77
12 → 13	0,12	0,37	1,95
7 → 8	0,10	0,49	3,58

Tabela 33 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Março

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,15	0,15	1
11	0,21	0,21	1
12	0,38	0,38	1
13	0,23	0,23	1
14	0,13	0,13	1
2	0,12	0,12	1
5	0,12	0,12	1
6	0,10	0,10	1
7	0,17	0,17	1
9	0,16	0,16	1
12 → 11	0,13	0,62	1,62
12 → 13	0,15	0,41	1,76

Tabela 34 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Abril

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,125	0,12	1
11	0,20	0,20	1
12	0,29	0,29	1
13	0,16	0,16	1
2	0,12	0,12	1
4	0,12	0,12	1
5	0,11	0,11	1
6	0,10	0,10	1
7	0,23	0,23	1
8	0,14	0,14	1
9	0,16	0,16	1
12 → 11	0,12	0,60	2,01
13 → 12	0,10	0,36	2,28
7 → 8	0,10	0,45	3,18

Tabela 35 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Maio

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,11	0,11	1
11	0,21	0,21	1
12	0,37	0,37	1
13	0,21	0,21	1
14	0,12	0,12	1
2	0,12	0,12	1
5	0,12	0,12	1
6	0,11	0,11	1
7	0,19	0,19	1
8	0,13	0,13	1
9	0,15	0,15	1
12 → 11	0,13	0,64	1,70
13 → 12	0,16	0,42	1,94
7 → 8	0,10	0,57	4,37

Tabela 36 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Junho

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,12	0,12	1
11	0,20	0,20	1
12	0,38	0,38	1
13	0,19	0,19	1
14	0,12	0,12	1
2	0,13	0,13	1
5	0,12	0,12	1
6	0,10	0,10	1
7	0,19	0,19	1
8	0,12	0,12	1
9	0,15	0,15	1
11 → 12	0,12	0,63	1,65
12 → 13	0,14	0,37	1,90

Tabela 37 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Julho

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,13	0,13	1
11	0,29	0,29	1
12	0,35	0,35	1
13	0,11	0,11	1
2	0,13	0,13	1
5	0,12	0,12	1
6	0,10	0,10	1
7	0,19	0,19	1
8	0,11	0,11	1
9	0,17	0,17	1
11 → 12	0,20	0,69	1,93

Tabela 38 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Agosto

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,12	0,12	1
11	0,25	0,25	1
12	0,40	0,40	1
13	0,20	0,20	1
14	0,13	0,13	1
2	0,12	0,12	1
5	0,12	0,12	1
6	0,10	0,10	1
7	0,17	0,17	1
8	0,10	0,10	1
9	0,16	0,16	1
11 → 12	0,16	0,67	1,66
13 → 12	0,14	0,36	1,83

Tabela 39 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Setembro

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,14	0,14	1
11	0,26	0,26	1
12	0,32	0,32	1
13	0,19	0,19	1
2	0,12	0,12	1
5	0,11	0,11	1
6	0,11	0,11	1
7	0,2	0,2	1
8	0,12	0,12	1
9	0,17	0,17	1
12 → 11	0,16	0,60	1,86

Tabela 40 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Outubro

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,13	0,13	1
11	0,19	0,19	1
12	0,36	0,36	1
13	0,24	0,24	1
14	0,11	0,11	1
3	0,11	0,11	1
5	0,10	0,10	1
6	0,11	0,11	1
7	0,16	0,16	1
8	0,17	0,17	1
9	0,15	0,15	1
11 → 12	0,11	0,60	1,66
13 → 12	0,15	0,41	1,73
8 → 7	0,10	0,59	3,43

Tabela 41 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Novembro

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,11	0,11	1,0
11	0,29	0,29	1
12	0,28	0,28	1
13	0,13	0,13	1
2	0,12	0,12	1
5	0,12	0,12	1
6	0,12	0,12	1
7	0,23	0,23	1
8	0,13	0,13	1
9	0,14	0,14	1
12 → 11	0,15	0,53	1,87
8 → 7	0,10	0,44	3,36

Tabela 42 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans — Referente ao mês de Dezembro

Regra de associação	Support	Confidence	Lift
10	0,15	0,15	1,0
11	0,33	0,33	1
12	0,20	0,20	1
13	0,11	0,11	1
2	0,12	0,12	1
5	0,12	0,12	1
6	0,15	0,15	1
7	0,19	0,19	1
8	0,14	0,14	1
9	0,15	0,15	1
12 → 11	0,14	0,43	2,07

G.2 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada), referentes aos meses do ano de 2017

Tabela 43 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de janeiro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	40	49.012	41.870	4.399	2.743
Desastre Natural	590	809.338	703.331	70.304	35.703
Evento Social	7	13.863	11.022	2.259	582
Evento Urbano	1	2.907	2.412	424	71
—	638	875.120	758.635	77.386	39.099

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 23 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 44 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de fevereiro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	45	49.452	39.294	8.213	1.945
Desastre Natural	316	336.685	278.368	47.390	10.927
Evento Social	8	7.972	5.590	2.077	305
Evento Urbano	5	7.750	6.391	960	399
—	374	401.859	329.643	58.640	13.576

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 23 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 45 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	36	37.421	30.253	4.604	2.564
Desastre Natural	184	279.140	243.777	22.276	13.087
Evento Social	48	56.600	46.990	6.006	3.604
Evento Urbano	49	55.893	46.005	6.076	3.812
—	317	429.054	367.025	38.962	23.067

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 9 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 46 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	29	21.105	16.955	3.105	1.045
Desastre Natural	98	143.394	122.541	15.743	5.110
Evento Social	179	527.761	493.875	23.576	10.310
Evento Urbano	79	146.124	129.399	12.191	4.534
—	385	838.384	762.770	54.615	20.999

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 3 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 47 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	194	263.940	228.631	22.846	12.463
Desastre Natural	99	130.660	111.003	12.778	6.879
Evento Social	80	87.786	70.995	12.082	4.709
Evento Urbano	51	108.674	98.464	7.283	2.927
—	424	591.060	509.093	54.989	26.978

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 27 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 48 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	493	595.019	498.826	66.882	29.311
Desastre Natural	98	138.667	118.128	15.067	5.472
Evento Social	95	150.404	131.000	13.924	5.480
Evento Urbano	86	131.486	115.145	12.094	4.247
—	772	1.015.576	863.099	107.967	44.510

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 72 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 49 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	515	696.754	596.893	65.641	34.220
Desastre Natural	51	52.739	44.165	6.319	2.255
Evento Social	58	97.610	87.833	6.184	3.593
Evento Urbano	133	138.378	116.202	14.998	7.178
—	757	985.481	845.093	93.142	47.246

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 68 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 50 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	459	677.882	585.663	62.135	30.084
Desastre Natural	112	150.161	128.268	13.640	8.253
Evento Social	83	63.040	49.253	9.327	4.460
Evento Urbano	186	286.852	249.817	24.670	12.365
—	840	1.177.935	1.013.001	109.772	55.162

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 58 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 51 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	454	454.837	379.438	53.504	21.895
Desastre Natural	62	78.835	66.581	8.047	4.207
Evento Social	63	60.756	50.897	6.570	3.289
Evento Urbano	139	204.034	178.696	16.735	8.603
—	718	798.462	675.612	84.856	37.994

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 40 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 52 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	391	649.238	578.523	46.116	24.599
Desastre Natural	162	246.022	218.846	17.877	9.299
Evento Social	68	68.507	57.616	7.069	3.822
Evento Urbano	90	140.985	125.946	9.175	5.864
—	711	1.104.752	980.931	80.237	43.584

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 71 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 53 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	349	477.061	412.095	47.137	17.829
Desastre Natural	223	258.774	218.115	29.844	10.815
Evento Social	72	127.963	113.103	11.061	3.799
Evento Urbano	150	251.380	221.597	21.067	8.716
—	794	1.115.178	964.910	109.109	41.159

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 53 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 54 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	8	8.821	7.339	1.146	336
Desastre Natural	-	-	-	-	-
Evento Social	1	543	372	89	82
Evento Urbano	1	6.577	6.402	130	45
—	10	15.941	14.113	1.365	463

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

G.3 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada), referentes aos meses do ano de 2017

Tabela 55 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de janeiro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	11	284	209	75	0
Desastre Natural	210	41.646	37.002	3.945	699
Evento Social	1	111	84	27	0
Evento Urbano	1	5	1	4	0
—	223	42.046	37.296	4.051	699

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 383 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 56 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de fevereiro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	14	663	477	182	4
Desastre Natural	123	12.595	10.346	2.091	158
Evento Social	5	706	617	85	4
Evento Urbano	4	139	92	43	4
—	146	14.103	11.532	2.401	170

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 215 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 57 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	17	2.368	2.044	271	53
Desastre Natural	76	11.188	9.664	1.378	146
Evento Social	29	10.072	9.206	527	339
Evento Urbano	22	823	575	248	0
—	144	24.451	21.489	2.424	538

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 158 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 58 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	16	1.757	1.476	260	21
Desastre Natural	32	9.858	8.642	1.040	176
Evento Social	73	3.068	2.139	907	22
Evento Urbano	42	3.577	2.894	666	17
—	163	18.260	15.151	2.873	236

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 171 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 59 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	102	18.064	15.179	2.523	362
Desastre Natural	28	5.338	3.908	1.330	100
Evento Social	42	7.118	6.396	576	146
Evento Urbano	29	3.027	2.567	435	25
—	201	33.547	28.050	4.864	633

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 212 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 60 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	240	49.659	42.233	6.293	1.133
Desastre Natural	39	4.403	3.704	647	52
Evento Social	53	2.366	1.775	585	6
Evento Urbano	46	7.729	6.617	949	163
—	378	64.157	54.329	8.474	1.354

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 397 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 61 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	233	60.501	53.828	5.382	1.291
Desastre Natural	20	3.681	3.104	521	56
Evento Social	33	10.965	9.338	1.359	268
Evento Urbano	73	25.140	22.954	1.947	239
—	359	100.287	89.224	9.209	1.854

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 395 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 62 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	211	68.926	62.995	4.666	1.265
Desastre Natural	36	3.318	2.712	555	51
Evento Social	57	10.380	8.835	1.288	257
Evento Urbano	96	22.585	19.837	2.262	486
—	400	105.209	94.379	8.771	2.059

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 432 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 63 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	186	36.130	31.202	4.437	491
Desastre Natural	30	4.698	4.116	501	81
Evento Social	40	4.066	3.440	591	35
Evento Urbano	74	10.793	9.123	1.074	596
—	330	55.687	47.881	6.603	1.203

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 371 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 64 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	189	41.610	36.983	3.793	834
Desastre Natural	68	9.356	8.132	1.064	160
Evento Social	43	7.948	6.256	1.581	111
Evento Urbano	39	1.574	1.089	470	15
—	339	60.488	52.460	6.908	1.120

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 389 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 65 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	164	31.596	28.664	2.670	262
Desastre Natural	73	9.220	7.876	1.210	134
Evento Social	44	5.127	4.317	719	91
Evento Urbano	84	18.038	15.450	2.361	227
—	365	63.981	56.307	6.960	714

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 415 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 66 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	2	3.505	3.203	252	50
Desastre Natural	—	—	—	—	—
Evento Social	—	—	—	—	—
Evento Urbano	1	83	62	21	0
—	3	3.588	3.265	273	50

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 7 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

G.4 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota), referentes aos meses do ano de 2017

Tabela 67 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de janeiro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	40	40.098	32.671	5.171	2.256
Desastre Natural	596	631.546	529.593	70.416	31.537
Evento Social	7	2.398	1.768	317	313
Evento Urbano	1	191	77	106	8
—	644	674.233	564.109	76.010	34.114

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 23 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 68 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de fevereiro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	46	32.868	25.572	5.878	1.418
Desastre Natural	318	289.997	238.904	40.791	10.302
Evento Social	8	2.759	2.054	580	125
Evento Urbano	5	6.441	5.869	419	153
—	377	332.065	272.399	47.668	11.998

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 23 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 69 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de março^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	37	27.961	23.214	2.762	1.985
Desastre Natural	185	185.059	152.367	21.951	10.741
Evento Social	48	16.694	11.355	4.146	1.193
Evento Urbano	49	34.905	27.571	5.005	2.329
—	319	264.619	214.507	33.864	16.248

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 8 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 70 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de abril^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	29	13.217	9.687	2.346	1.184
Desastre Natural	100	109.838	95.618	10.437	3.783
Evento Social	178	327.216	299.992	14.896	12.328
Evento Urbano	79	110.442	97.346	10.111	2.985
—	386	560.713	502.643	37.790	20.280

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 3 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 71 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de maio^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	194	152.861	118.989	23.569	10.303
Desastre Natural	99	91.304	74.244	11.482	5.578
Evento Social	80	35.770	27.006	6.615	2.149
Evento Urbano	52	56.085	47.649	5.676	2.760
—	425	336.020	267.888	47.342	20.790

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 27 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 72 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de junho^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	496	439.434	360.398	56.034	23.002
Desastre Natural	99	81.202	64.798	11.847	4.557
Evento Social	95	74.447	61.934	8.605	3.908
Evento Urbano	87	68.764	56.225	9.140	3.399
—	777	663.847	543.355	85.626	34.866

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 72 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 73 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de julho^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	519	515.974	422.331	64.621	29.022
Desastre Natural	51	29.317	21.420	6.009	1.888
Evento Social	60	94.340	84.230	6.773	3.337
Evento Urbano	134	67.178	52.091	11.023	4.064
—	764	706.809	580.072	88.426	38.311

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 64 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 74 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de agosto^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	461	425.118	346.818	53.965	24.335
Desastre Natural	112	68.397	50.758	12.191	5.448
Evento Social	83	32.456	23.365	6.386	2.705
Evento Urbano	189	186.185	153.052	21.457	11.676
—	845	712.156	573.993	93.999	44.164

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 58 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 75 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de setembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	454	326.108	256.377	49.967	19.764
Desastre Natural	62	46.819	37.428	5.974	3.417
Evento Social	63	16.752	11.645	3.603	1.504
Evento Urbano	142	176.393	146.187	23.019	7.187
—	721	566.072	451.637	82.563	31.872

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 40 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 76 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de outubro^f de 2017

Acidente	394	410.860	338.494	53.676	18.690
Desastre Natural	163	136.971	110.728	19.514	6.729
Evento Social	68	30.715	24.936	4.199	1.580
Evento Urbano	90	110.827	96.689	10.028	4.110
—	715	689.373	570.847	87.417	31.109

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 69 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 77 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de novembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos ^a	Total de Regras de Associação ^b	Esperadas ^c	Não esperadas ^d	Parcialmente inesperadas ^e
Acidente	350	382.405	320.812	46.428	15.165
Desastre Natural	227	206.393	169.314	29.285	7.794
Evento Social	72	49.443	40.079	7.405	1.959
Evento Urbano	151	141.936	118.720	15.840	7.376
—	800	780.177	648.925	98.958	32.294

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 53 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 78 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	8	5.464	4.443	817	204
Desastre Natural	—	—	—	—	—
Evento Social	1	47	21	24	2
Evento Urbano	1	4.545	4.425	74	46
—	10	10.056	8.889	915	252

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

G.5 Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de rota), referentes aos meses do ano de 2017

Tabela 79 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de janeiro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	23	6.231	5.490	572	169
Desastre Natural	350	451.142	417.741	26.136	7.265
Evento Social	6	13.059	12.683	216	160
Evento Urbano	1	2.517	2.133	357	27
—	380	472.949	438.047	27.281	7.621

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 249 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 80 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de fevereiro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	23	22.804	21.824	874	106
Desastre Natural	196	207.781	190.486	15.176	2.119
Evento Social	8	22.032	20.518	1.333	181
Evento Urbano	4	6.190	5.741	157	292
—	231	258.807	238.569	17.540	2.698

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 148 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 81 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	27	42.787	40.376	1.738	673
Desastre Natural	114	141.112	131.856	6.724	2.532
Evento Social	41	114.425	108.993	2.767	2.665
Evento Urbano	35	79.297	72.860	5.213	1.224
—	217	377.621	354.085	16.442	7.094

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 95 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 82 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	21	24.651	22.449	1.798	404
Desastre Natural	56	68.582	62.947	5.049	586
Evento Social	134	259.328	243.509	13.394	2.425
Evento Urbano	65	114.482	108.400	4.752	1.330
—	276	467.043	437.305	24.993	4.745

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 82 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 83 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	158	306.781	288.104	13.584	5.093
Desastre Natural	50	69.479	66.261	2.008	1.210
Evento Social	70	192.743	182.207	8.065	2.471
Evento Urbano	43	115.899	107.702	6.851	1.346
—	321	684.902	644.274	30.508	10.120

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 119 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 84 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	349	581.205	545.257	26.753	9.195
Desastre Natural	59	67.471	64.213	2.805	453
Evento Social	88	190.986	183.260	6.111	1.615
Evento Urbano	75	150.374	139.968	8.316	2.090
—	571	990.036	932.698	43.985	13.353

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 238 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 85 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	364	598.814	558.198	31.089	9.527
Desastre Natural	35	39.136	35.247	3.140	749
Evento Social	51	87.913	83.100	3.467	1.346
Evento Urbano	111	249.116	234.973	10.472	3.671
—	561	974.979	911.518	48.168	15.293

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 216 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 86 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	343	545.707	511.619	22.799	11.289
Desastre Natural	65	50.446	47.118	2.542	786
Evento Social	81	151.278	141.884	6.626	2.768
Evento Urbano	154	296.634	280.586	10.950	5.098
—	643	1.044.065	981.207	42.917	19.941

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 227 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 87 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	326	535.819	502.231	25.708	7.880
Desastre Natural	41	45.235	42.651	1.499	1.085
Evento Social	56	162.314	152.317	7.528	2.469
Evento Urbano	113	253.610	240.924	8.764	3.922
—	536	996.978	938.123	43.499	15.356

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 187 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 88 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	293	367.280	335.395	26.808	5.077
Desastre Natural	102	92.094	85.275	5.811	1.008
Evento Social	66	192.755	179.139	10.580	3.036
Evento Urbano	67	105.158	92.625	11.499	1.034
—	528	757.287	692.434	54.698	10.155

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 225 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 89 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	266	351.118	326.702	19.933	4.483
Desastre Natural	116	109.570	103.424	5.091	1.055
Evento Social	64	135.590	126.090	7.748	1.752
Evento Urbano	125	228.973	213.329	11.799	3.845
—	571	825.251	769.545	44.571	11.135

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 241 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.

Tabela 90 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro^f de 2017

Classe do evento	Total de eventos^a	Total de Regras de Associação^b	Esperadas^c	Não esperadas^d	Parcialmente inesperadas^e
Acidente	3	7.493	7.081	204	208
Desastre Natural	—	—	—	—	—
Evento Social	—	—	—	—	—
Evento Urbano	1	93	64	25	4
—	4	7.586	7.145	229	212

^a Total de eventos de exceção.

^b Total de correlações de velocidade média.

^c Regras de associação esperadas ($Lift > 1$, $Support > 0,05$).

^d Regras de associação inesperadas ($Lift = 1$).

^e Regras de associação parcialmente inesperadas ($0 < Lift < 1$).

^f 6 eventos de exceção não atingiram linhas de ônibus.