

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

FELIPE CORDEIRO ALVES DIAS

**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

FELIPE CORDEIRO ALVES DIAS

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

Versão original

Dissertação apresentada à Escola de Artes, Ciências e Humanidades da Universidade de São Paulo 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

Ficha catalográfica

Dissertação de autoria de Felipe Cordeiro Alves Dias, sob o título **“Caracterização de eventos de exceção e de seus respectivos impactos no sistema de transporte público por ônibus da cidade de São Paulo”**, apresentada à Escola de Artes, Ciências e Humanidades da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências pelo Programa de Pós-graduação em Sistemas de Informação, na área de concentração Metodologia e Técnicas da Computação.

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Presidente

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

A minha esposa, Laísa Dias, pelo amor, compreensão e companheirismo.

Agradecimentos

Ao professor Daniel Cordeiro por todo o apoio, confiança e dedicação. O presente trabalho faz parte do INCT, do projeto *Future Internet for Smart Cities* com o apoio do CNPq proc. 465446/2014-0, Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001, FAPESP proc. 14/50937-1 e FAPESP proc. 15/24485-9.

“Confie, mas verifique.”

(provérbio russo)

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. 266 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) - Escola de Artes, Ciências e Humanidades, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2019.

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 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, dados dos módulos AVL (*Automatic Vehicle Location*) do SIM, responsáveis por rastrear e localizar os ônibus do município e GTFS da (*General Transit Feed Specification*) da SPTrans. Visando alcançar o objetivo proposto, classificamos manualmente 60.984 tweets e treinamos diferentes modelos por meio de algoritmos de aprendizado de máquina supervisionado para identificar eventos de exceção. Além disso, propomos uma nova metodologia para extrair e geolocalizar os endereços dos eventos de exceção, por meio de Processamento de Linguagem Natural e Expressão Regular. Com isso, demonstramos que é possível correlacionar os dados desses eventos com os dados históricos do SIM e da GTFS, para caracterizar como o transporte público por ônibus da cidade de São Paulo é impactado nesses cenários. Adicionalmente, propomos uma arquitetura distribuída para exploração e visualização de grandes volumes de dados relacionados a transporte público.

Palavras-chaves: Cidades inteligentes. Transporte público. Sistemas de transporte inteligentes. Eventos de exceção.

Abstract

DIAS, Felipe Cordeiro Alves. **Characterization of exception events and their respective impacts on the public transport system by bus of the city of São Paulo.** 2019. 266 p. Dissertation (Master of Science) - School of Arts, Sciences and Humanities, University of São Paulo, São Paulo, 2019.

The city of São Paulo is the most populous municipality in Brazil, characterized by an urban segregation responsible for numerous problems related to urban mobility. The current actions to solve the problems of urban mobility have little deepening in technological issues and improvements of existing computer systems — such as those required for the Integrated Monitoring and Transport System (in the Portuguese acronym: SIM), used for the management and monitoring of public transport by buses of the city of São Paulo. One of the possible improvements is integrating the SIM with Social Networks. With this perspective of integration, this work aims to use tweets and data from SIM in the characterization of exception events and their respective impacts on the public transport system by buses of the city of São Paulo. In order to achieve this objective, this work proposes to use tweets published by governmental institutions responsible for reporting exception events, data from SIM' Automatic Vehicle Location (AVL) modules, responsible for the tracking and locating of urban buses and data from SPTrans' GTFS (General Transit Feed Specification). In order to reach the proposed goal, we manually classified 60,984 tweets and trained different models through supervised machine learning algorithms to identify exception events. In addition, we propose a new methodology to extract and geolocalize the addresses of the exception events, through Natural Language Processing and Regular Expression. Using that approaches, we show that it is possible to correlate the data of these events with the historical data of the SIM and GTFS, to characterize how the public transport by bus of the city of São Paulo is impacted in these scenarios. Additionally, we propose a distributed architecture for exploration and visualization of large volumes of data related to public transport.

Keywords: Smart cities. Public transportation. Intelligent transport Systems. Exception events.

Lista de figuras

Figura 1 – Fluxograma do processo do aprendizado supervisionado	46
Figura 2 – Processo de Filtragem	60
Figura 3 – Quantidade de artigos publicados por ano	61
Figura 4 – Porcentagem dos artigos publicados por ano	62
Figura 5 – Nuvem de palavras das palavras chaves dos artigos selecionados .	62
Figura 6 – Fluxograma da correlação entre os <i>tweets</i> , dados AVL e GTFS da SPTrans	86
Figura 7 – Arquitetura usada no estudo de caso para visualização e exploração dos dados AVL da SPTrans	90
Figura 8 – Quantidade de dados enviados por dia por ônibus (selecionados aleatoriamente) em janeiro de 2017	91
Figura 9 – Distribuição da quantidade de dados enviados por ônibus (selecionados aleatoriamente) em janeiro de 2017	92
Figura 10 – Localizações enviadas em Janeiro de 2017 de uma linha de ônibus selecionada aleatoriamente	93
Figura 11 – Localizações dos ônibus referente a movimentação de Janeiro de 2017	93
Figura 12 – Fluxograma da metodologia baseada em <i>tweets</i> para encontrar linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção na cidade de São Paulo	95
Figura 13 – Histograma da variação dos tamanhos das sentenças dos <i>tweets</i> existentes no <i>Corpus Twitter</i>	101
Figura 14 – Distribuição das classes dos eventos de exceção do <i>Corpus Twitter</i>	102
Figura 15 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos <i>tweets</i> em eventos de exceção por meio do algoritmo Perceptron Multicamadas	103
Figura 16 – Endereços mais impactados por eventos de exceção	105
Figura 17 – Distribuição dos eventos de exceção na região central de São Paulo	106
Figura 18 – Distribuição do número de eventos de exceção geolocalizados . .	109
Figura 19 – Distribuição das classes de eventos de exceção geolocalizados ao longo dos meses do ano de 2017	109

Figura 20 – Processo para correlação entre os dados AVL, GTFS e tweets para análise do impacto dos eventos de exceção	110
Figura 21 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a acidentes a 100 m e 1.000 m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017	117
Figura 22 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a desastres naturais a 100 m e 1.000 m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017	119
Figura 23 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a eventos sociais a 100 m e 1.000 m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017	119
Figura 24 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a eventos urbanos a 100 m e 1.000 m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017	120
Figura 25 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a acidentes a 100 m e 1.000 m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017	120
Figura 26 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a desastres naturais a 100 m e 1.000 m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017	121
Figura 27 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a eventos sociais a 100 m e 1.000 m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017	121
Figura 28 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a eventos sociais a 100 m e 1.000 m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017	122
Figura 29 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Árvore de Decisão . . .	214
Figura 30 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Naive Bayes Complementar	215
Figura 31 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Florestas Aleatórias . .	216

Figura 32 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos <i>tweets</i> em eventos de exceção por meio do algoritmo <i>Naive Bayes Multinomial</i>	217
Figura 33 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos <i>tweets</i> em eventos de exceção por meio do algoritmo Regressão Logística . . .	218
Figura 34 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos <i>tweets</i> em eventos de exceção por meio do algoritmo Máquina de Vetores de Suporte	219

Lista de tabelas

Tabela 1 – Descrição e nome dos perfis selecionados do Twitter	32
Tabela 2 – Quantidades de artigos coletados e fontes de busca	60
Tabela 3 – Arquivos e número de registros especificados na GTFS pela SPTrans	77
Tabela 4 – Detalhamento dos arquivos da GTFS	78
Tabela 5 – Metadados dos dados AVL da SPTrans	80
Tabela 6 – Descrição do conjunto de dados AVL	81
Tabela 7 – Intervalo de tempo e número de <i>tweets</i> coletados	84
Tabela 8 – Métricas das avaliações dos algoritmos utilizados para classificação dos <i>tweets</i> em eventos de exceção	102
Tabela 9 – Quantidade de endereços extraídos por classe	104
Tabela 10 – Linhas de ônibus mais impactadas por eventos de exceção	107
Tabela 11 – Porcentagem de ônibus dos grupos de linhas afetadas por eventos de exceção, a 1.000 m e 100 m de distância, respectivamente, que tiveram a velocidade mediana reduzida nos meses do ano de 2017	112
Tabela 12 – Porcentagem de impacto na velocidade média dos grupos de linhas afetadas por eventos de exceção a 1.000 m e 100 m de distância, respectivamente, nos meses do ano de 2017	114
Tabela 13 – Análise <i>Apriori</i> aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans	118
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 100 m e 1.000 m, respec- tivamente, dos pontos de parada de ônibus) dos meses do ano de 2017	123
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 100 m e 1.000 m, respec- tivamente, dos pontos de rota dos ônibus) dos meses do ano de 2017	124
Tabela 16 – Tabela de logradouros com abreviaturas	140

Tabela 17 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>agency.txt</i> da GTFS	145
Tabela 18 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>stops.txt</i> da GTFS	146
Tabela 19 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>routes.txt</i> da GTFS	151
Tabela 20 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>trips.txt</i> da GTFS	153
Tabela 21 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>stop_times.txt</i> da GTFS . .	156
Tabela 22 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>calendar.txt</i> da GTFS . . .	163
Tabela 23 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>calendar_dates.txt</i> da GTFS	166
Tabela 24 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>fare_attributes.txt</i> da GTFS	167
Tabela 25 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>fare_rules.txt</i> da GTFS . .	168
Tabela 26 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>shapes.txt</i> da GTFS	169
Tabela 27 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>frequencies.txt</i> da GTFS . .	170
Tabela 28 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>transfer.txt</i> da GTFS	173
Tabela 29 – Detalhamento dos campos do arquivo <i>feed_info.txt</i> da GTFS . . .	175
Tabela 30 – Linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção	178
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	232
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	233
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	233
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	234
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	234
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	235

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	235
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	236
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	236
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	237
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	237
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	238
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de janeiro de 2017	239
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de fevereiro de 2017	240
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março de 2017	240

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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril de 2017	241
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio de 2017	241
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho de 2017	242
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho de 2017	242
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto de 2017	243
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro de 2017	243
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro de 2017	244
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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro de 2017	244

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 1.000 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017	245
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de janeiro de 2017	246
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de fevereiro de 2017	247
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março de 2017	247
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril de 2017	248
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio de 2017	248
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho de 2017	249
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho de 2017	249

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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto de 2017	250
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro de 2017	250
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro de 2017	251
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro de 2017	251
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017	252
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de janeiro de 2017	253
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de fevereiro de 2017	254
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de março de 2017	254

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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de abril de 2017	255
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de maio de 2017	255
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de junho de 2017	256
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de julho de 2017	256
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de agosto de 2017	257
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de setembro de 2017	257
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de outubro de 2017	258
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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de novembro de 2017	258

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 1.000 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017	259
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 100 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de janeiro de 2017	260
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 100 m dos pontos de rota) aos eventos de exceção do mês de fevereiro de 2017	261
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de março de 2017	261
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de abril de 2017	262
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de maio de 2017	262
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de junho de 2017	263
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de julho de 2017	263

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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de agosto de 2017	264
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de setembro de 2017	264
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de outubro de 2017	265
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de novembro de 2017	265
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 100 m dos pontos de parada) aos eventos de exceção do mês de dezembro de 2017	266

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>

GPRS	<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	Inverse 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	Regressão Linear
RS	Revisão Sistemática
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	28
1.1	<i>Definição do problema</i>	30
1.2	<i>Objetivos</i>	31
1.3	<i>Hipóteses</i>	31
1.4	<i>Organização do documento</i>	33
2	Fundamentação Teórica	34
2.1	<i>Cidades Inteligentes</i>	34
2.2	<i>Sistemas de Transporte Inteligentes</i>	36
2.3	<i>Conceitos relacionados ao transporte público</i>	38
2.3.1	Acessibilidade	39
2.3.2	Mobilidade	39
2.3.3	Viagem e modais de transporte	40
2.4	<i>Processamento de Linguagem Natural</i>	41
2.5	<i>Feature Engineering</i>	43
2.6	<i>Algoritmos de aprendizado de máquina</i>	44
2.6.1	Algoritmos de aprendizado supervisionado	45
2.6.1.1	Árvore de Decisão	46
2.6.1.2	Floresta Aleatória	47
2.6.1.3	K-ésimo Vizinho mais Próximo	48
2.6.1.4	Máquina de Vetores de Suporte	48
2.6.1.5	Naive Bayes	49
2.6.1.6	Redes Neurais	50
2.6.1.7	Regressão Logística	51
2.6.2	Validação dos modelos de aprendizado supervisionado	52
2.7	<i>Term frequency–Inverse document frequency</i>	52
2.8	<i>Algoritmo Apriori</i>	53
3	Revisão Sistemática	55
3.1	<i>Planejamento da Revisão Sistemática</i>	55

3.1.1	<i>Justificativa da Revisão Sistemática</i>	56
3.2	<i>Questões de Pesquisa</i>	56
3.3	<i>Coleta de dados</i>	59
3.4	<i>Avaliação de Dados</i>	60
3.5	<i>Análise e Interpretação</i>	62
3.5.1	Tipos de problemas urbanos abordados utilizando o processamento <i>tweets</i> (QP1)	63
3.5.2	Casos de uso relacionados ao transporte público (QP2)	66
3.5.3	Técnicas estatísticas utilizadas no processamento de <i>tweets</i> (QP3)	68
3.5.4	Paradigmas de processamento (QP4)	70
3.5.5	Eventos de exceção relacionados ao transporte público (QP5)	70
3.5.6	Técnicas de Aprendizado de Máquina utilizadas no processamento de <i>tweets</i> (QP6)	71
3.6	<i>Considerações finais sobre a revisão sistemática</i>	74
4	Dados abertos relacionados ao transporte público e eventos de exceção	76
4.1	<i>Corpus SPTrans</i>	76
4.1.1	Dados da <i>General Transit Feed Specification</i> da SPTrans	76
4.1.1.1	Transformações nos dados da GTFS da SPTrans	79
4.1.2	Dados AVL da SPTrans	79
4.1.3	Identificação de inconsistências e indisponibilidade na base de dados AVL da SPTrans	79
4.2	<i>Corpus Twitter</i>	82
4.2.1	Processo de coleta dos <i>tweets</i>	83
4.3	<i>Correlação entre os tweets, dados AVL e GTFS da SPTrans</i>	85
5	Exploração e visualização de grandes volumes de dados	87
5.1	<i>Trabalhos relacionados</i>	87
5.2	<i>Druid</i>	88
5.2.1	Real-time nodes	88
5.2.2	Historical nodes	89
5.2.3	Broker nodes	89

5.2.4	<i>Coordinator nodes</i>	89
5.3	<i>Arquitetura utilizada para visualização e exploração dos dados AVL da SPTrans</i>	89
5.4	<i>Estudo de caso com os dados AVL da SPTrans</i>	90
5.5	<i>Consideração sobre a arquitetura utilizada para exploração e visualização dos dados AVL da SPTrans</i>	94
6	Mineração e geolocalização automatizada de eventos de exceção a partir de dados do Twitter	95
6.1	<i>Pré-processamento</i>	96
6.2	<i>Extração de endereço e geolocalização</i>	97
6.3	<i>Processamento de tweets</i>	98
6.4	<i>Classificação manual do Corpus Twitter</i>	98
6.5	<i>Modelo de classificação de tweets relacionados a eventos de exceção</i>	99
6.6	<i>Encontrando linhas de ônibus afetadas por eventos de exceção</i>	100
6.7	<i>Resultados</i>	100
6.8	<i>Considerações finais sobre a metodologia desenvolvida</i>	105
7	Caracterização do impacto dos eventos de exceção	108
7.1	<i>Caracterização dos impactos em relação às velocidades medianas dos ônibus</i>	108
7.1.1	<i>Resultados</i>	111
7.1.1.1	<i>Análise da redução da velocidade mediana dos ônibus a partir das informações de latitude e longitude dos pontos de parada</i>	111
7.1.1.2	<i>Análise da redução da velocidade mediana dos ônibus a partir das informações de latitude e lagititude das rotas das linhas</i>	112
7.2	<i>Identificação de padrões de velocidade média dos dados AVL</i>	113
7.2.1	<i>Trabalhos relacionados</i>	115
7.2.2	<i>Resultados</i>	116
7.3	<i>Considerações sobre a caracterização dos impactos dos eventos de exceção</i>	125
8	Conclusão	126
8.1	<i>Contribuições</i>	126

8.2	<i>Trabalhos publicados</i>	126
8.3	<i>Trabalhos submetidos</i>	127
8.4	<i>Trabalhos futuros</i>	127
 Referências		128
 Apêndice A – Exemplos de tweets		137
 Apêndice B – Logradouros utilizados		140
 Apêndice C – Detalhamento dos campos da GTFS		145
 Apêndice D – Linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção		178
 Apêndice E – Matrizes de confusão		214
 Apêndice F – Parametrizações dos algoritmos		220
 Apêndice G – Análise <i>Apriori</i>		232

1 Introdução

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. O objetivo dessa obrigatoriedade é o 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 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 as outras questões que se abordadas trariam benefícios ao CIMU: (I) a CIMU não processa conteúdo de

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

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

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

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

Redes Sociais, (II) não aborda melhoria dos sistemas computacionais já existentes e (III) será integrada com o defasado (Consolo, Mauricio et al., 2016) 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) (Consolo, Mauricio 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 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 Europeia e o Japão

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

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

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

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

estão centrados em padronizações de tecnologias em ITS, com o objetivo de serem referências nesse setor (Consulo, Mauricio 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 detectar 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), da GTFS (*General Transit Feed Specification*) da SPTrans e de Redes Sociais.

1.1 Definição do problema

Eventos de exceção tais como acidentes, greves, falhas na operação do metrô, manifestações, enchentes, eventos sociais, dentre outros, 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 (I) identificar eventos de exceção nas publicações, (II) geolocalizá-los, (III) determinar seus *timestamps* e, (IV) correlacioná-las com a base histórica.

1.2 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 Tabela 1. Também, serão utilizados os dados históricos dos módulos AVL do SIM e os dados do sistema de transporte por ônibus da cidade de São Paulo, especificados de acordo com a GTFS.

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.
- Criação de plataforma para exploração e visualização dos dados coletados e processados das fontes citadas na Tabela 1 e da SPTrans.

1.3 Hipóteses

Com base na Revisão Sistemática apresentada no Capítulo 3, os eventos de exceção presentes nos tweets podem ser caracterizados, não exaustivamente, em:

- A. **Acidentes** (ITOH et al., 2016):

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: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

- a) acidentes nas estações transporte;
- b) incêndio.

B. Espaço-temporais (CHEN et al., 2016):

- a) dia da semana;
- b) hora do dia.

C. Eventos sociais (CHEN et al., 2016; LéCUé et al., 2014; GAL-TZUR et al., 2014; ITOH et al., 2016):

- a) feiras de rua;
- b) festivais;
- c) jogos esportivos;
- d) passeatas e maratonas.

D. Eventos urbanos (CHEN et al., 2016; LéCUé et al., 2014):

- a) relacionados ao tráfego.

E. Desastres naturais (ITOH et al., 2016):

- a) tempestades;
- b) terremoto;
- c) tufões.

F. Meteorológicos (CHEN et al., 2016):

- a) dia claro, nublado, chuvoso, nevando, com neblina;
- b) temperatura do ar.

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. Uma análise preliminar mostra que o conteúdo das contas selecionadas, citadas na Tabela 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.

1.4 Organização do documento

O documento inicia no Capítulo 1 com a introdução de aspectos gerais do trabalho; o Capítulo 2 trata sobre os conceitos fundamentais e necessários para melhor entendimento do conteúdo apresentado por essa dissertação; o Capítulo 3 apresenta a revisão sistemática realizada na literatura com o objetivo de encontrar trabalhos que utilizam tweets para tratar problemas relacionados a Cidades Inteligentes; o Capítulo 4 descreve o processo de coleta dos dados abertos relacionados ao transporte público e a eventos de exceção; os capítulos 5, 6 e 7 discorrem sobre os experimentos realizados para atingir os objetivos já detalhados; o Capítulo 8 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, Processamento de Linguagem Natural, *Feature Engineering*, Aprendizado de Máquina, a *Term frequency–Inverse document frequency* e ao algoritmo *Apriori*.

2.1 Cidades Inteligentes

Os problemas abordados por este trabalho, definidos na Seção 1.1, estão situados no contexto de Cidades Inteligentes. Embora não haja consenso, nesta dissertação, definimos o conceito de Cidades Inteligentes (SC — *Smart Cities*) 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*), como os dispositivos móveis que permitem que pessoas enviem dados voluntários e publiquem conteúdo em Redes Sociais sobre os acontecimentos da cidade. Tais fontes heterogêneas geram grandes volumes de dados, utilizados para enriquecer sistemas já existentes e na composição de novos serviços de Cidades Inteligentes (FINGER; RAZAGHI, 2017) (ANG et al., 2017), como os elucidados na revisão sistemática apresentada no Capítulo 3.

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:

- **Edifícios 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).
- **Comunidades Inteligentes (*Smart Citizen / Community / People*)** (TALARI et al., 2017), (SANTOS et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).
- **Economias Inteligentes (*Smart Economy*)** (SANTOS et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (XIAO; LIM; PONNAMBALAM, 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).
- **Ambientes Inteligentes (*Smart Environment*)** (energia, lixo, água e espaços verdes) (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).

- **Governança Inteligente (*Smart Governance*)** (TALARI et al., 2017), (SANTOS et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).
- **Estilo de vida Inteligente (*Smart Living*)** (*educação, saúde, segurança, cultural*) (SANTOS et al., 2017), (TALARI et al., 2017), (KUMMITHA; CRUTZEN, 2017), (BARTH et al., 2017), (XIAO; LIM; PONNAMBALAM, 2017), (AHVENNIEMI et al., 2017).
- **Transportes Inteligentes (*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

Os dados AVL que usamos neste trabalho têm como fonte de origem os inúmeros módulos instalados na frota de ônibus da SPTrans, esses equipamentos fazem parte de um sistema de localização automática de veículos, tecnologia conhecida como *Automatic Vehicles Location*, definida mais adiante. A tecnologia AVL pertence a um conjunto de tecnologias desenvolvidas para transportes, conhecidas como Sistemas de Transporte Inteligentes (ITS — *Intelligent Transportation Systems*). Tais tecnologias são uma das mais antigas presentes em Cidades Inteligentes (MENOUAR et al., 2017), que têm 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 que o termo *intelligent*, contido em ITS, normalmente é utilizado em abordagens de cidades inteligentes orientadas à tecnologia, ou seja, que se preocupam principalmente no uso em si de determinada tecnologia, não necessariamente no uso como consequência de uma demanda dos cidadãos. Nos contextos de cidades inteligentes com um viés humano, utiliza-se o termo *smart*, devido a isso *Smart Transportation / Mobility* é conceitualmente diferente de *Intelligent Transportation Systems* (ALBINO; BERARDI; DANGELICO, 2015).

Na ausência de um problema real apontado pela população, é possível que o sistema seja implantado apenas para gerenciamento de frota, o que não tem impacto significativo no cotidiano das pessoas, como menor tempo de viagem. Dessa forma, os estudos realizados neste trabalho utilizam dados de um sistema ITS (no caso, o SIM) para caracterizar os impactos de eventos de exceção no transporte público por ônibus da cidade de São Paulo. Portanto, tais experimentos têm aplicabilidade em cidades inteligentes, mais especificamente em transportes inteligentes *Smart Transportation*. A seguir, detalhamos algumas das categorias de ITS:

A. Sistemas Avançados de Gerenciamento de Tráfego (ATMS — Advanced Traffic Management System) — são sistemas utilizados para melhorar a qualidade do serviço de tráfego e redução de atrasos (FIGUEIREDO et al., 2001), por meio de:

- a) Equipe de coleta de dados: equipe de pessoas responsáveis por monitorar e coletar dados das condições de tráfego.
- b) Sistemas de suporte: conjunto de câmeras, semáforos, sensores, dentre outros dispositivos auxiliares para gerenciar e controlar o tráfego em tempo real.
- c) Sistemas de controle de tráfego em tempo real: sistemas utilizados para com base nos dados coletados controlar acesso a avenidas, semáforos, envio de mensagens para os dispositivos de monitoramento.

B. Sistemas Avançados de Informações ao Viajante (ATIS — Advanced Travelers Information Systems) — são sistemas utilizados para fornecer informação em tempo real aos viajantes (FIGUEIREDO et al., 2001).

C. Operação de Veículos Comerciais (CVO — Commercial Vehicles Operation) — 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) Identificação Automática de Veículos (*Automatic Vehicles Identification*);
- b) Classificação Automática de Veículos (*Automatic Vehicles Classification*);
- c) Automatic Vehicles Location (*Automatic Vehicles Location*);
- d) Detecção de Movimento Pedestre (*Pedestrian Movement Detection*);

- e) Computadores de Bordo (*Board Computers*);
- f) Transmissões de Tráfego em Tempo Real (*Real Time Traffic Transmissions*).

D. Sistemas Avançados de Transportes Públicos (APTS — *Advanced Public Transportations Systems*) — 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.

E. Sistemas Avançados de Controle de Veículos (AVCS — *Advanced Vehicles Control Systems*) — são sistemas compostos por sensores, computadores e sistemas de controle para auxiliar e alertar motoristas, 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, ainda em desenvolvimento, 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). As categorias dessas tecnologias mais recentes não são listadas por estarem fora do escopo desse trabalho, as da primeira geração de ITS foram listadas para melhor contextualização dos dados AVL utilizados nos experimentos apresentados mais adiante.

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. Tais conceitos são importantes para entendermos a capacidade de impacto dos eventos de exceção (evidenciada nos experimentos desse trabalho) na acessibilidade, mobilidade, nas viagens e nos diferentes modais de transporte, principalmente em cidades com segregação urbana, como a de São Paulo.

Por exemplo, os eventos de exceção podem dificultar ou mesmo restringir a acessibilidade (e acessibilidade universal) a determinadas regiões da cidade, como em caso de inundações, capazes de danificar infraestruturas de acesso ao espaço urbano. Além disso, tais eventos podem afetar a mobilidade quando impactam

no aumento da quantidade de viagens (por meio de diferentes modais ou não) necessárias para chegar a um destino, devido as possíveis mudanças de rotas ocasionadas por esses cenários atípicos.

2.3.1 Acessibilidade

A acessibilidade pode ser considerada como um atributo do espaço urbano, a 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, a qual o caracteriza como acessível a pessoas com deficiência (PcD). A acessibilidade universal é garantida ao eliminar as barreiras físicas que impedem a participação plena e efetiva das PcD 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 considera um conjunto de fatores de uma aglomeração urbana que tornam a mobilidade mais qualificada e eficiente, tais como:

- A. Transporte público coletivo;
- B. transporte de alta capacidade;
- C. acessibilidade universal nos passeios e edificações;
- D. prioridade ao transporte coletivo no sistema viário;
- E. terminais de transporte intermodais;
- F. rede de transporte coletivo por ônibus (com acessibilidade universal);
- G. rede cicloviária;
- H. bicicletários e paraciclos;
- I. legibilidade dos sistemas de orientação;
- J. comunicação eficaz com os usuários;
- K. modicidade tarifária;
- L. 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:

- A. A pé.
 - a) Independentemente do deslocamento percorrido caso o motivo seja escola ou trabalho;
 - b) superior a 500 metros de deslocamento.
- B. Coletivos.
 - a) Metrô;
 - b) ônibus;
 - c) ônibus fretado;

- d) ônibus escolar e lotação;
- e) trem.

C. Individuais.

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

2.4 Processamento de Linguagem Natural

O processamento automático de *tweets* para identificação de eventos de exceção 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):

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

- a) **Desambiguação do limite de sentença (SBD — Sentence Boundary Disambiguation)**: processamento para identificação do início e fim de uma sentença (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
- b) **Tokenização (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, 2016).
- c) **Marcação de parte da fala (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 *lematização* (lemmatization — identificação do lema da palavra) ou extra-

ção da raiz da palavra usando heurísticas para determinar a localização de sua respectiva flexão (processo de *stemming* — sem tradução direta para o português brasileiro) (SETIAWAN; WIDYANTORO; SURENDRO, 2016), (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011), (KORENIUS et al., 2004).

- e) **Análise superficial da fala (*Shallow parsing (chunking)*)** — conceitos sem tradução direta para o português brasileiro: 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). O termo superficial se refere a análise superficial de como as classes gramaticais são combinada entre si.

B. Alto nível (aplicação de NLP a problemas específicos, com base nos problema de baixo nível) (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).

- a) **Identificação e recuperação de erros ortográficos e gramaticais:** processamento iterativo para identificação e correção de erros gramaticais e de digitação. (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
- b) **Reconhecimento de entidade nomeada (NER — *Named Entity Recognition*):** processamento para identificação e categorização de palavras ou frases específicas (entidades) (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
- c) **Desambiguação do sentido da palavra (WSD — *Word Sense Disambiguation*):** processamento para identificação do sentido de uma palavra numa sentença (NADKARNI; OHNO-MACHADO; CHAPMAN, 2011).
- d) **Negação e identificação de incerteza:** 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* implementado pela classe *TweetTokenizer*¹ da NLTK (*Natural Language Toolkit* — biblioteca utilizada nos experimentos deste trabalho para NLP) para extrair os *tokens* dos *tweets* (*features* utilizadas para treinar os modelos de classificações) e a classe *RSLPStemmer*² para redução do espaço de *features* (por meio de *stemming*), além da remoção de palavras vazias (*stopwords*^{3,4}) — palavras comuns do português brasileiro.

2.5 Feature Engineering

A extração de *tokens* comentada no capítulo anterior envolve o processo de *Feature Engineering*, o qual é iterativo e 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* (variáveis) 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; ELISSEEFF, 2006).

No experimento abordado no Capítulo 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

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

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

³ <http://www.nltk.org/howto/portuguese_en>. Acesso 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_extraction.text.CountVectorizer.html>. Acesso em 03 de junho de 2018.

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).

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 Capítulo 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

O processo de classificação automatizada dos *tweets* em eventos de exceção envolve o treinamento de algoritmos de aprendizado de máquina, além dos processos já mencionados de NLP e *feature extraction*. 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.

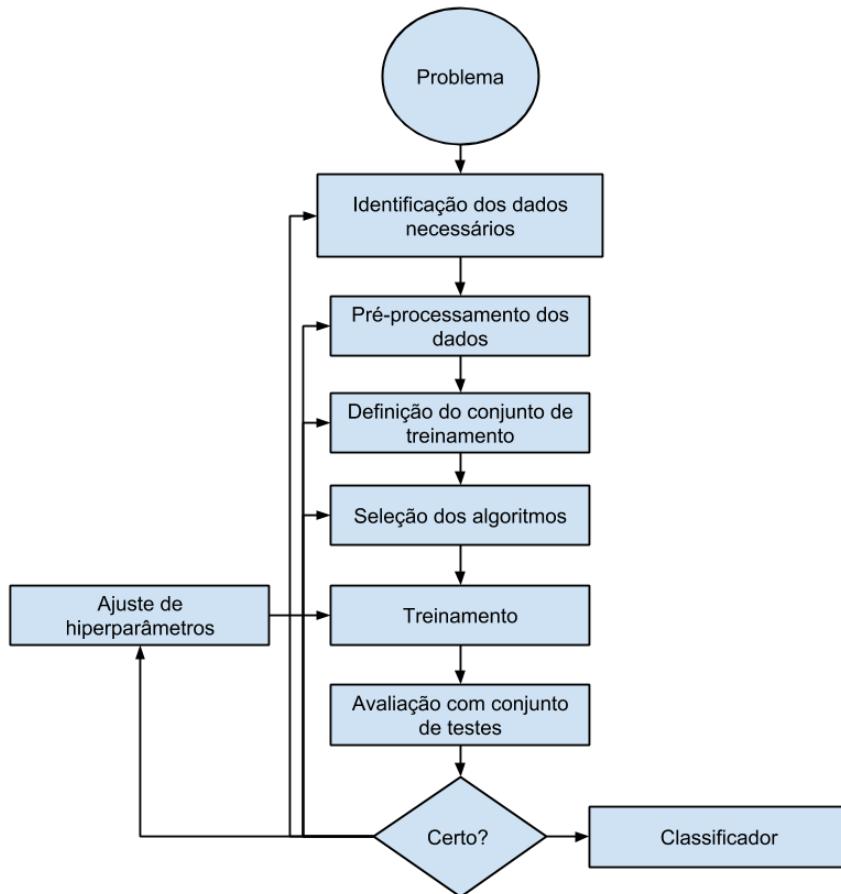
No contexto desse trabalho, os dados de entrada são conhecidos e foram classificados manualmente. Devido a isso usamos aprendizado de máquina supervisionado para o desenvolvimento do modelo de classificação, abordagem a qual também possui melhor desempenho para a tarefa de classificação textual (DWIVEDI; 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 Figura 1, a aplicação de algoritmos de aprendizado supervisionado a um problema passa por algumas fases. As primeiras fases se referem aos processos de identificação dos dados necessários e pré-processamento, descritas respectivamente no Capítulo 4 e na Seção 6.1, as demais fases, explicadas na Seção 6.5, são relacionadas a definição do conjunto de treinamento; seleção dos algoritmos; treinamento; validação com o conjunto de teste e escolha do classificador. É importante observar que não faz parte do escopo deste trabalho afinar os parâmetros dos algoritmos (hiperparâmetros) mencionados na Seção 2.6 (fase *parameter tuning*), devido a isso as parametrizações padrões são utilizadas e descritas no Apêndice F. Nas seções seguintes apresentamos os algoritmos de aprendizado supervisionado utilizados no trabalho.

Figura 1 – Fluxograma do processo do aprendizado supervisionado



Fonte: KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS (2007)

2.6.1.1 Árvore de Decisão

As Árvores de Decisão podem ser utilizadas principalmente para problemas relacionados à classificação de instâncias — quando as variáveis alvo são categóricas — e à 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 sobreajuste quando a árvore atinge sua altura máxima (KOTSIANTIS; ZAHARAKIS; PINTELAS, 2007; DWIVEDI; ARYA, 2016).

2.6.1.2 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 constrói 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 sobreajuste 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).

2.6.1.3 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 revisitado (SINGH; THAKUR; SHARMA, 2016; KIBANOV et al., 2018).

2.6.1.4 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 hiperparâmetros 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).

2.6.1.5 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 (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 acurácia 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 hiperparâmetros 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).

2.6.1.6 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 approximador 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).

2.6.1.7 Regressão Logística

A Regressão 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, Equação 1), *precisão* PPV — *Positive Predictive Value*, Equação 2), *revocação* (TPR — *True Positive Rate*, Equação 3) e f_1 *score* (Equação 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 frequency–Inverse document frequency

Além dos processos de NLP para redução do espaço de *features* mencionados anteriormente, podemos utilizar abordagens, como a TF-IDF, que levam em consideração a frequência dos termos (*tokens*) existentes em um conjunto de documentos. TF-IDF é um algoritmo de ponderação de variáveis que combina as ponderações

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

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 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 s seguinte equações (WU; YUAN, 2018):

$$tf_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{\sum_k n_{k,j}} \quad (5)$$

$$idf_i = \log \frac{N}{n + 1} \quad (6)$$

$$W_{t,d} = tf_{t,d} * idf_t \quad (7)$$

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 Algoritmo Apriori

O algoritmo *Apriori*⁶. Acesso em 08 de janeiro de 2019 normalmente é utilizado em mineração de texto para identificar relações entre conjuntos de itens e

⁶ Utilizamos para este trabalho a implementação do algoritmo *Apriori* feita pela biblioteca *Apyori* <<https://pypi.org/project/apyori/>>

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; *confiança* (*confidence*) — frequência com que determinadas regras de associações entre registros são encontradas como verdadeiras e *lift* — probabilidade de ocorrência de um consequente B 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). É importante observar que a notação $A \rightarrow B$ se refere a antecedente e consequente, respectivamente. Todas as métricas mencionadas anteriormente são detalhadas nas equações 8, 9, 10, 11 e 12 a seguir (PARK et al., 2018):

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

$$support(B) = \frac{\sum_{i=1}^n [B \in s_i]}{n} = P(B) \quad (9)$$

$$support(A \rightarrow B) = \frac{\sum_{i=1}^n [A \in s_i \wedge B \in s_i]}{n} = P(A \cap B) \quad (10)$$

$$confidence(A \rightarrow B) = \frac{support(A \rightarrow B)}{support(A)} = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = P(B|A) \quad (11)$$

$$lift(A \rightarrow B) = \frac{confidence(A \rightarrow B)}{support(B)} = \frac{P(B|A)}{P(B)} \quad (12)$$

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 na Seção 7.2, com o objetivo de contribuirmos para a gestão do transporte público por ônibus da cidade de São Paulo.

3 Revisão Sistemática

Conforme mencionado na Seção 1.2 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, por meio do cruzamento de dados AVL, da GTFS e tweets das contas oficiais responsáveis por reportar esse tipo de evento. Devido a isso 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 em conjunto com outras fontes de dados.

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*, cruzando-os com outras fontes de dados. 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.

- A. 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.

- B. 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.

- C. 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 validação do processo de aprendizado. A resposta a essa questão de pesquisa ajudará especialistas a terem um panorama de como validar tarefas de aprendizado que utilizam

dados oriundos de *tweets*.

Uma análise preliminar dos estudos primários permite elaborar a seguinte Hipótese de Pesquisa (HP3): F_1 score é a principal técnica utilizada para validação de classificação binária.

D. 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 lote (*batch — offline*), após um processo de armazenamento. Poucos são os estudos que constroem uma plataforma para processamento de dados em tempo real.

E. 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.

F. 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 aprendizado 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 Tabela 2 as bases pesquisadas no ano de 2017, quantidades de artigos coletados, descartados no processo de filtragem (Figura 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.

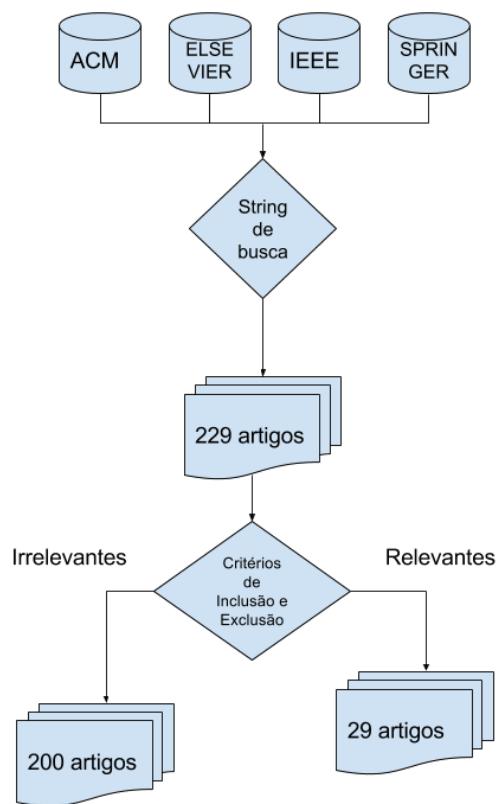
¹ <<https://scholar.google.com>>. Acesso em 29 de outubro de 2017.

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
Total	229	200	29

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 2 – Processo de Filtragem



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

3.4 Avaliação de Dados

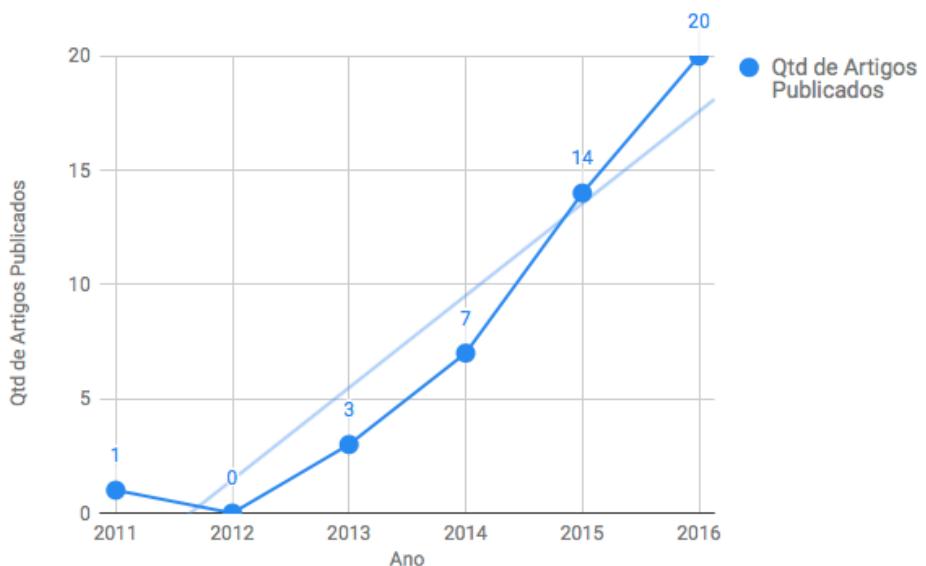
Visando selecionar os artigos relevantes para esta Revisão Sistemática, os seguintes critérios foram utilizados no processo de filtragem:

- 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.

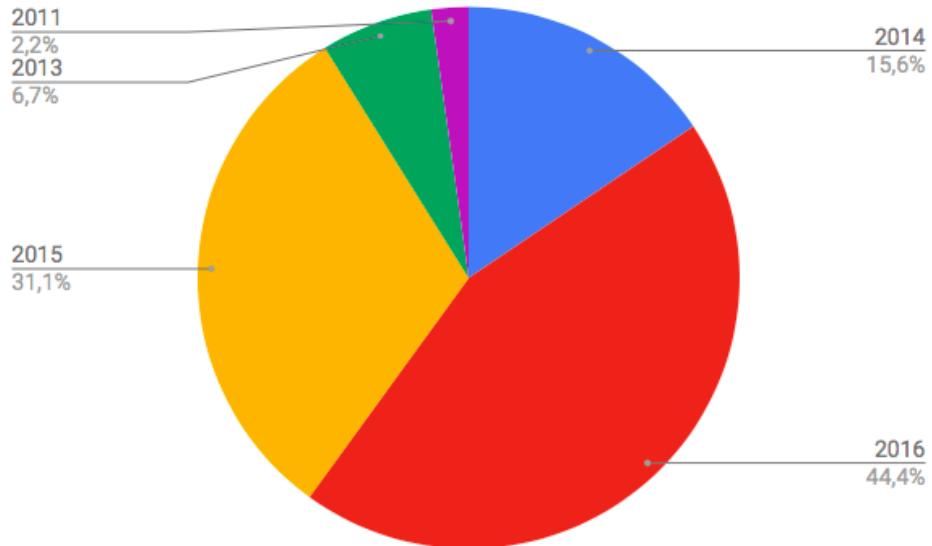
O processo de condução da Revisão Sistemática foi realizado utilizando os critérios acima mencionados. Após o processo de condução, alguns dos metadados dos artigos selecionados foram sintetizados. Sendo assim, a Figura 5 apresenta uma nuvem de *tags* (gerada com a biblioteca *wordcloud* (MUELLER et al., 2018)) sintetizando as palavras chaves dos estudos primários selecionados; e a Figura 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 Figura 4.

Figura 3 – Quantidade de artigos publicados por ano



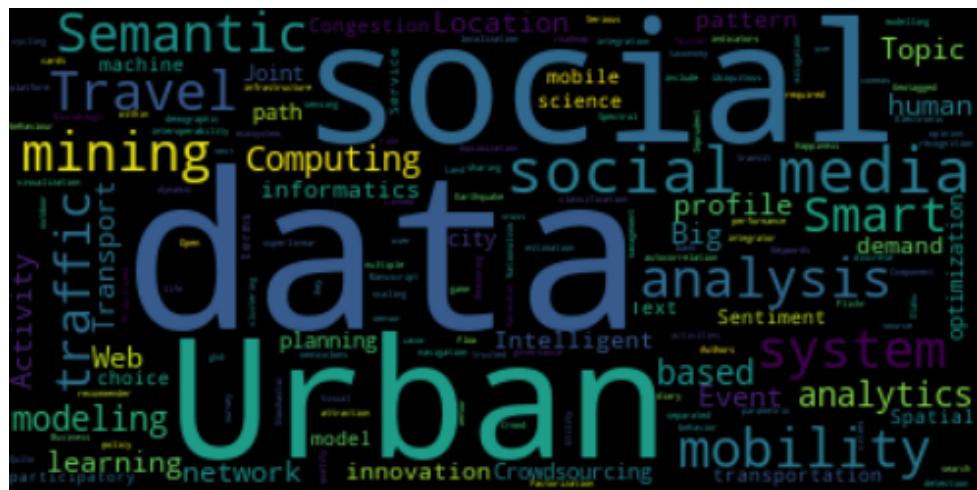
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 4 – Porcentagem dos artigos publicados por ano



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 5 – Nuvem de palavras das palavras-chave dos artigos selecionados



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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:

- A. **e-Participation** (interação entre cidadãos e órgãos civis) (MUKHERJEE et al., 2015; SOOMRO; KHAN; HASHAM, 2016);
- B. **detecção de zoneamento urbano** (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014);
- C. **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; LORENZO et al., 2013);
- D. **mobilidade** (GUTEV; NENKO, 2016; CHEN et al., 2016; YOUSAF et al., 2014);
- E. **padrões demográficos** (FARSEEV et al., 2015; GUTEV; NENKO, 2016; STEIGER et al., 2015; GUO et al., 2016);
- F. **poluição** (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016);
- G. **segurança pública** (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016; MATA; CLARAMUNT, 2015);
- H. **turismo** (THOMAZ et al., 2017; ABBASI et al., 2015; CHUA et al., 2016; SOBOLEVSKY et al., 2015);
- I. **tráfego** (ANANTHARAM et al., 2015; LÉCUÉ 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, em (CHANIO-TAKIS; ANTONIOU, 2015) os autores 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; GKIOTSALITIS; STATHOPOULOS, 2015; GKIOTSALITIS; STATHOPOULOS, 2016), os autores processaram *tweets* para analisar a distribuição etária e de gênero da população, assim como seus respectivos pontos de interesse (como locais para entretenimento, residência, trabalho, recriação, compras, educação e serviços sociais) (HASAN; UKKUSURI, 2014; MAGHREBI et al., 2015).

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., 2017) na cidade de Curitiba (Brasil), no contexto da Copa do Mundo de 2014.

Nesse mesmo contexto, (GUO et al., 2016) estudaram algumas questões demográficas por meio de análise de sentimento e encontraram 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 os autores usaram *tweets* para identificar diferentes tipos de atividades em Londres, correlacionadas 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), por meio de 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 contidas em *tweets*.

Outro contexto na literatura revisada está relacionado ao processamento dos eventos que acontecem na cidade (idealmente em tempo real, como sugerem (SOMRO; KHAN; HASHAM, 2016)). Um dos estudos encontrados sobre esse assunto, foi o realizado por (ANANTHARAM et al., 2015), no qual os autores desenvolveram 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, utilizaram-se dos 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, (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 (LÉCUÉ 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 ao

uso de informações sobre pontos de interesse, (YOUSAF 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.

Por fim, em (FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014), os autores utilizaram apenas *tweets* geolocalizados para analisar suas respectivas distribuições no espaço urbano, com o objetivo de identificar a caracterização do uso da terra em 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* com foco na mitigação dos problemas relacionados ao transporte público; enumerados a seguir:

A. 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 Tóquio (ITOH et al., 2016);
- e) predição de fluxo de passageiros no Metrô de Nova Iorque (NI; HE; GAO, 2017).

B. 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 impacto 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 Tóquio, ante a eventos anormais, tais como Tufões, Incêndios, Terremotos, dentre outros. Nesse mesmo contexto, (NI; HE; GAO, 2017) 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, o que possibilita a melhoria do planejamento de suas respectivas operações, assim como do serviço prestado para a população. Nessa mesma linha de estudo, em (GUTEV; NENKO, 2016), os autores usaram *tweets* 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:

- A. **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);
- B. **semelhança de cosseno** (Cosine similarity) (YOUSAF et al., 2014; FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014);
- C. **f_1 score** (ANANTHARAM et al., 2015; CHEN et al., 2016);
- D. **frequência do termo-inverso da frequência nos documentos** (TF-IDF — **Term frequency-inverse document frequency**) (MUKHERJEE et al., 2015);
- E. **coeficiente de variação inversa** (BENDLER et al., 2014);
- F. **método de reamostragem Jackknife** (BENDLER et al., 2014);

- G. **indicadores locais de associação espacial (LISA — Local Indicators of Spatial Association))** (STEIGER et al., 2015);
- H. **local Moran's** (STEIGER et al., 2015);
- I. **máxima verossimilhança** (MUKHERJEE et al., 2015);
- J. **média móvel integrada autoregressiva sazonal (SARIMA — Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)** (NI; HE; GAO, 2017);
- K. **otimização e previsão com função de perda híbrida** (NI; HE; GAO, 2017).

Em (NI; HE; GAO, 2017), os autores utilizaram a técnica SARIMA em conjunto com Regressão Linear, propondo uma abordagem baseada em otimização paramétrica e convexa, chamada *otimização e previsão com função de perda híbrida*, 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; GAL-TZUR et al., 2014) aplicaram a técnica F_1 score validar o processo de classificação de tweets. Por outro lado, (MUKHERJEE et al., 2015) utilizaram a técnica de *máxima verossimilhança* para determinar a probabilidade de ocorrência de um evento, assim como a confiabilidade da informação.

No que se refere a agrupamento, (YOUSAF et al., 2014) agruparam usuários por meio de *semelhança de cossenos*, 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, os autores 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 o *método de reamostragem Jackknife* 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 do *coeficiente de variação inversa* 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:

- A. **Processamento em lote (*batch, offline processing*)** (ANANTHARAM et al., 2015; WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016; FARSEEV et al., 2015; GUTEV; NENKO, 2016; MATA; CLARAMUNT, 2015; CHEN et al., 2016; ABBASI et al., 2015; BENDLER et al., 2014; YOUSAF et al., 2014; FRIAS-MARTINEZ; FRIAS-MARTINEZ, 2014; STEIGER et al., 2015; GAL-TZUR et al., 2014; GKI-OTSALITIS; STATHOPOULOS, 2016; LORENZO et al., 2013; ITOH et al., 2016; CHANIOTAKIS; ANTONIOU, 2015);
- B. **processamento em quase tempo real (*Near real time*)** (MUKHERJEE et al., 2015);
- C. **processamento em tempo real (*Real time processing*)** (SOOMRO; KHAN; HASHAM, 2016; LÉCUÉ 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:

- A. **Acidentes** (ITOH et al., 2016):
 - a) acidentes nas estações transporte;
 - b) incêndio.
- B. **Espaço-temporais** (CHEN et al., 2016):
 - a) dia da semana;

- b) hora do dia.
- C. **Eventos sociais** (CHEN et al., 2016; LéCUé et al., 2014; GAL-TZUR et al., 2014; ITOH et al., 2016):
- a) feiras de rua;
 - b) festivais;
 - c) jogos esportivos;
 - d) passeatas e maratonas.
- D. **Eventos urbanos** (CHEN et al., 2016; LéCUé et al., 2014):
- a) relacionados ao tráfego.
- E. **Desastres naturais** (ITOH et al., 2016):
- a) tempestades;
 - b) terremoto;
 - c) tufões.
- F. **Meteorológicos** (CHEN et al., 2016):
- a) dia claro, nublado, chuvoso, nevando, com neblina;
 - b) temperatura do ar.

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:

- A. **Classificação bayesiana** (MATA; CLARAMUNT, 2015);
- B. **algoritmo C5.0** (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016);
- C. **campo aleatório condicional com Regressão Logística (*Conditional Random Field (CRF) with Logistic Regression*)** (ANANTHARAM et al., 2015);
- D. **alocação latente de Dirichlet (LDA — Latent Dirichlet Allocation** (FAR-
SEEV et al., 2015; ABBASI et al., 2015; HASAN; UKKUSURI, 2014; LORENZO
et al., 2013; NI; HE; GAO, 2017);

- E. **Régressão Linear** (GUTEV; NENKO, 2016; BENDLER et al., 2014; NI; HE; GAO, 2017; GUO et al., 2016);
- F. **simulação de Monte Carlo** (CHEN et al., 2016);
- G. **PairFac** (técnica inovadora que utiliza fatorização tensorial (*tensor factorization*)) (WEN; LIN; PELECHRINIS, 2016);
- H. **Floresta Aleatória** (FARSEEV et al., 2015);
- I. **Máquina de Vetores de Suporte (SVM — Support Vector Machine)** (MUKHERJEE et al., 2015), (GAL-TZUR et al., 2014);
- J. **mapas auto-organizados (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 a técnica de *simulação de Monte Carlo* 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 SVM 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 algoritmo de *Floresta Aleatória* para treinamento do modelo de classificação, 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 de classificação bayesiana em *tweets*, visando obter probabilidades relacionadas a crimes e ameaças em uma determinada localização. Por outro lado, (ZAGAL; MATA; CLARAMUNT, 2016) usaram o algoritmo *C5.0* devido ao melhor desempenho em relação ao *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 às 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 (LORENZO et al., 2013), para identificação de eventos sociais.

No entanto, (NI; HE; GAO, 2017) 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, 2017), 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 validação de classificação binária, confirmando a terceira hipótese (HP3). Apesar disso, a HP3 não considerou outras técnicas importantes (com propósitos distintos), como a de Regressão Linear, 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 pro-

cessamento 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 Dados abertos relacionados ao transporte público e eventos de exceção

Neste capítulo são apresentados o *corpus* da SPTrans e do *Twitter*, compostos por dados abertos relacionados ao transporte público e eventos de exceção, respectivamente. Os dados da SPTrans são divididos em dados AVL (enviados pelos módulos AVL instalados nos ônibus — mais de um milhão de registros por hora, volume característico dos dados AVL) e da GTFS (padrão utilizado para especificar os dados estáticos relacionados a operação dos ônibus da cidade de São Paulo). Os dados do *Twitter*, por sua vez, são compostos dos tweets coletados dos perfis governamentais responsáveis por reportar eventos de exceção da cidade de São Paulo.

4.1 Corpus SPTrans

Os dados AVL e da GTFS da SPTrans 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, Transform and Load*).

4.1.1 Dados da General Transit Feed Specification da SPTrans

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 Tabela 4. Cada arquivo modela diferentes perspectivas do transporte público, tais como paradas, trajetos, viagens e outros dados relativos a horário. As descrições dos arquivos da GTFS da SPTrans estão detalhadas na Tabela 3.

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

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

Tabela 3 – Arquivos e número de registros especificados na GTFS pela SPTrans

Nome do arquivo	Número de registros
<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
Total	1.254.779

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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 está fora do escopo desse trabalho.

Tabela 4 – Detalhamento dos arquivos da GTFS

Nome do arquivo	Condisional	Conteúdo ^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 à 29.

4.1.1.1 Transformações nos dados da GTFS da SPTrans

Apesar da padronização da GTFS, precisamos realizar alguns processos de transformação nos dados da GTFS estática, antes de inserí-los no *MongoDB*, para viabilizarmos a correlação com os dados AVL. Dessa forma, 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 o formato *legacy coordinate pairs*³. Além disso, para fosse possível realizarmos consultas geoespaciais, foram criados *índices geoespaciais*³ nas coleções que contém dados geolocalizados. Dessa forma, conseguimos usar consultas geoespaciais para identificarmos as linhas afetadas por um determinado evento de exceção, dentro de um raio ajustável, por exemplo.

4.1.2 Dados AVL da SPTrans

O conjunto de dados AVL da SPTrans é composto por dados obtidos do SIM, transferidos pelos módulos AVL instalados nos ônibus da cidade de São Paulo. Os dados AVL utilizados nesta análise são referentes aos movimentos de ônibus ocorridos entre janeiro e dezembro de 2017 (solicitados por meio da *Lei de Acesso à Informação*⁴). Os dados de movimentação referentes a 01/11, das 2 h às 5 h, e a 15/12, das 01 h às 09 h, não foram disponibilizados pela SPTrans, devido a períodos de indisponibilidade do sistema de monitoramento (protocolo e-SIC 33310).

4.1.3 Identificação de inconsistências e indisponibilidade na base de dados AVL da SPTrans

Os períodos indisponíveis foram identificados por meio de um *script*⁵ desenvolvido por este trabalho para análise do 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

³ <<https://docs.mongodb.com/manual/geospatial-queries>>. Acesso em 29 de outubro de 2017.

⁴ <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2011/lei/l12527.htm>. Acesso em 23 de junho de 2018.

⁵ <https://github.com/fcas/mobility-analysis/blob/master/scripts/data_set_analyser.py>. Acesso em setembro de 2018.

Tabela 5 – Metadados 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_avlconexao</i>	Código interno utilizado para identificar qual a conexão utilizada para transmissão do evento
<i>cd_prefixo</i>	Prefixo do veículo

Fonte: SPTRANS (2017)

com os existentes na base obtida, além de sumarizar o espaço em disco e total de arquivos. Tais metadados estão especificados na Tabela 6. Além dos períodos indisponíveis, durante o processo de leitura encontramos arquivos com linhas divergentes do arquivo de metadados fornecido pela SPTrans, contidos na Tabela 5, tais registros foram ignorados para os experimentos deste trabalho.

Tabela 6 – Descrição do conjunto de dados AVL

Mês	Intervalo (dias)	Total de arquivos AVL	Espaço em disco (GB)
Janeiro ^a	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	1 - 30	717	108,16
Dezembro	1 - 31	738	110,89
Total	—	8.751	1.247,09

^a Arquivos Movto_201701111000_201701111100 com 35 campos na linha 60.025 e Movto_201701110900_201701111000 com 21 campos na linha 1.075.548, o esperado são 19 campos de acordo com os metadados fornecidos pela SPTTrans.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

4.2 Corpus Twitter

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).

Portanto, o Twitter foi escolhido como fonte de dados para a construção do conjunto de dados relacionados aos eventos de exceção devido ao fato de conter dados abertos sobre o cotidiano da cidade, disponibilizados em tempo real pelos cidadãos e órgãos públicos. Tais características, fazem dos *tweets* uma rica fonte de dados, utilizada por inúmeros estudos que abordam problemas urbanos e de mobilidade urbana, conforme os analisados na revisão sistemática do Capítulo 3.

Neste trabalho, o conjunto de dados utilizado para a identificação dos eventos de exceção é composto por *tweets*, em português brasileiro, dos perfis contidos na Tabela 1. É importante observar que, para esse projeto de pesquisa, apenas os *tweets* publicados pelas contas selecionadas são considerados, descartando os relacionados às interações (*retweets* e *replies*) entre perfis governamentais e não governamentais. Ou seja, os dados utilizados estão relacionados ao canal unidirecional de comunicação, não utilizamos interações dos cidadãos com as publicações realizadas pelos perfis selecionados. 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 perfis, todos foram selecionados manualmente de acordo com os órgãos responsáveis por notificar eventos de exceção. Tais perfis são de caráter público, ou seja, o acesso aos *tweets* não envolve questões de privacidade.

4.2.1 Processo de coleta dos *tweets*

Apesar do acesso facilitado aos *tweets*, a API do Twitter limita a quantidade e frequência de requisições aos *endpoints*. Devido a isso, o artefato de *software* desenvolvido para coleta (na linguagem de programação Java), busca (utilizando o *plugin Twitter4J*⁶) 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 usuário⁷.

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*⁸ e também no banco de dados de séries temporais *Druid*⁹ 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 Tabela 7.

⁶ <twitter4j.org>. Acesso em 29 de outubro de 2017.

⁷ <<https://dev.twitter.com>>. Acesso em 29 de outubro de 2017.

⁸ <<https://www.mongodb.com>>. Acesso em 29 de outubro de 2017.

⁹ <<http://druid.io>>. Acesso em 29 de outubro 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
Total	60.984	—	—

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

4.3 Correlação entre os tweets, dados AVL e GTFS da SPTrans

Conforme mencionado anteriormente, após os processos de coleta e transformação os *tweets* e dados da GTFS são inseridos no banco de dados não relacional *MongoDB*. Após essas fases, os dados são correlacionados com o auxílio de *data frames* (estrutura de dados tabular da biblioteca *Pandas*¹⁰), implementados em *scripts* na linguagem de programação *Python*.

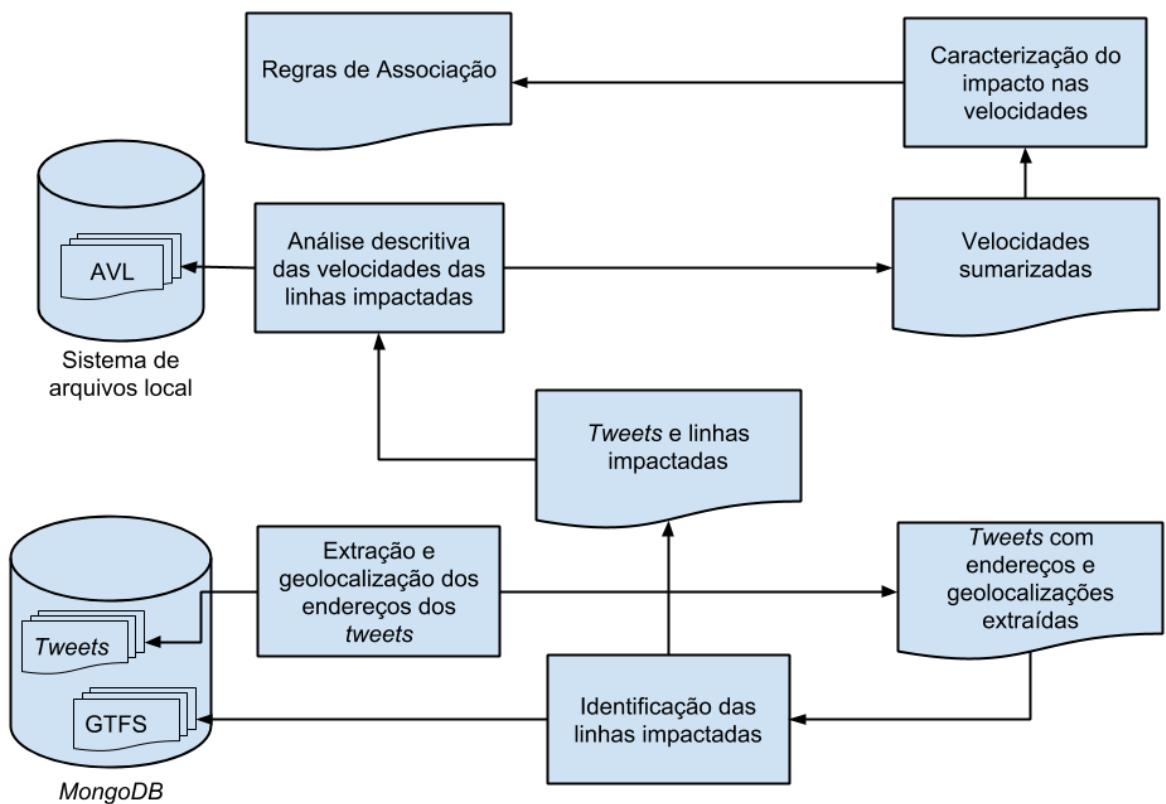
Na Figura 6, temos o processo de extração e geolocalização dos endereços contidos nos *tweets*, explicado no Capítulo 6. O final desse processo gera um conjunto de arquivos (no formato *CSV*) contendo os eventos de exceção, endereços e geolocalizações extraídas. Em seguida, correlacionamos esses dados com a GTFS da SPTrans para então identificarmos as linhas de ônibus impactadas pelos eventos de exceção, por meio de consultas geoespaciais. Tais consultas utilizam os dados de latitude e longitude dos endereços dos eventos de exceção, além das coordenadas espaciais existentes nos arquivos *shapes* e *stops* da GTFS.

Uma vez que sabemos quais linhas de ônibus foram impactadas pelos eventos de exceção, utilizamos os códigos dessas linhas de ônibus e as datas (devido a sazonalidade) dos eventos para filtrar o conjunto de dados AVL que será caracterizado. Em seguida, extraímos análises descritivas das velocidades instantâneas dos ônibus, armazenadas também em arquivos no formato *CSV*. Com as descrições das velocidades instantâneas conseguimos analisar se estão dentro dos padrões esperados, além de podermos extrair regras de associação. No Capítulo 7 descrevemos os experimentos realizar para caracterizar os impactos dos eventos de exceção.

Por fim, é importante mencionarmos que para viabilizarmos o processamento dos dados AVL mantivemos os arquivos no formato compactado, assim como foram fornecidos pela SPTrans. Durante o processamento realizamos a leitura dos dados em memória, convertendo *bytes* para *string*. Uma vez em memória, dividimos e paralelizamos o processamento dos *data frames* de acordo com a quantidade de núcleos existentes na máquina. Com isso, aproveitamos melhor os recursos de *hardware* e disponibilizamos *scripts* que podem ser facilmente integrados a estrutura de processamento de dados da SPTrans.

¹⁰ <<https://pandas.pydata.org/pandas-docs/version/0.23.4/generated/pandas.DataFrame.html>>. Acesso em 21 de janeiro de 2019.

Figura 6 – Fluxograma da correlação entre os tweets, dados AVL e GTFS da SPTrans



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

5 Exploração e visualização de grandes volumes de dados

Grandes volumes de dados como os relacionados ao transporte público possuem padrões complexos e demandam um sistema distribuído, apresentado neste capítulo, capaz de suportar atividades analíticas, como visualização e exploração de dados. Tais análises, são importantes para melhorar o gerenciamento, operação e planejamento do transporte público.

Dessa forma, apresentamos uma arquitetura para visualizar e explorar grandes volumes de dados (objetivo específico, apresentado na Seção 1.2), validada com o Corpus SPTrans. No demais, mencionamos na Seção 5.1 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. Tais requisitos, são explorados neste trabalho usando banco de dados *Druid*, descrito na seção seguinte e, o *Apache Superset* para analisar padrões complexos existentes nos dados AVL da SPTrans.

5.2 *Druid*

O *Druid* é um banco de dados para análises exploratórias em tempo real (latências abaixo de sub-segundos) em grandes conjuntos de dados. A arquitetura distribuída do *Druid* é composta por um *cluster* com diferentes tipos de nós (*real-time*, *historical*, *broker* e *coordinator nodes*), 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 imutáveis*, os quais podem posteriormente serem carregados para uma camada de sistema de arquivos (*deep storage*²) (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

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

² <<http://druid.io/docs/latest/dependencies/deep-storage.html>>. Acesso em 21 de janeiro de 2019.

modelo de paralelização simples: *historical nodes* podem simultaneamente examinar e agregar blocos imutáveis de forma não bloqueante (YANG et al., 2014).

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).

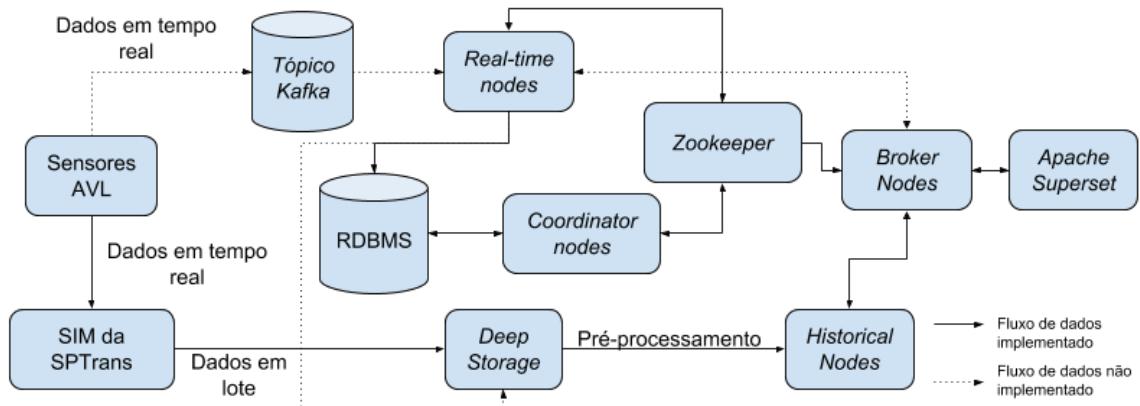
5.3 Arquitetura utilizada para visualização e exploração dos dados AVL da SPTrans

A Figura 7 mostra a arquitetura utilizada no estudo de caso deste capítulo, composta pelos componentes do *Druid* em conjunto com o módulo *Apache Superset*³ — 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) em lote, para análises mais complexas (correlações, extrações de *features*, etc.) e (II) em tempo real, necessário devido ao requisito de análises tempestivas, normalmente envolvendo agregação e sumarização dos dados.

O fluxo de processamento em lote é executado a partir dos dados extraídos do sistema de monitoramento da *SPTrans*, os quais são ingeridos nos *historical nodes* e

³ <<https://superset.incubator.apache.org>>. Acesso em 23 de junho de 2018.

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

disponibilizados para o *Apache Superset* por meio dos *broker nodes*. É importante observar que o fluxo de processamento em lote é o fluxo de dados implementado neste estudo de caso.

Na arquitetura ilustrada na Figura 7, o fluxo de dados em tempo real 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 tempo real. Nesta proposta, os tópicos do *Apache Kafka*⁴ (plataforma distribuída para processamento de fluxos de dados) desempenham o papel de receptores do fluxo de dados, a partir dos quais os dados podem seguir tanto o processamento em tempo real quanto em lote.

Por fim, 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*⁵, com suporte nativo ao *Druid*, para exploração e visualização do *corpus* da SPTrans.

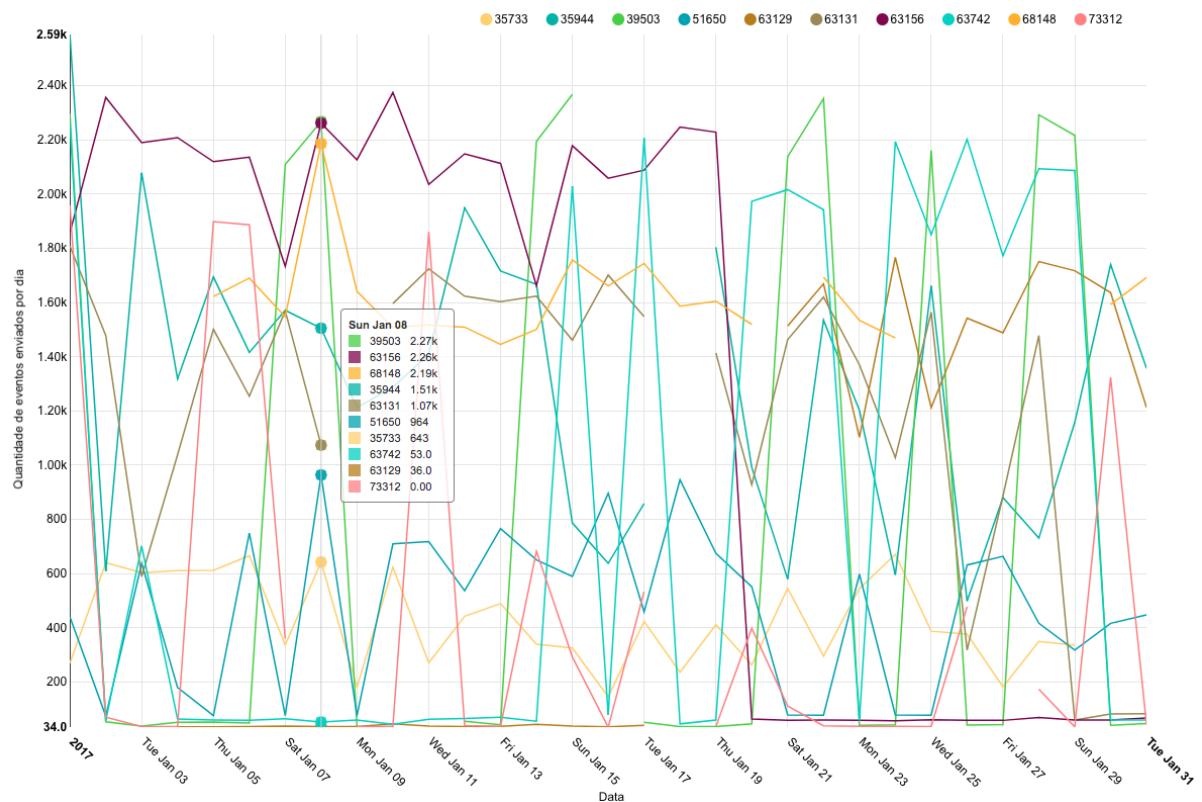
⁴ <<https://kafka.apache.org>>. Acesso em 21 de janeiro de 2019.

⁵ <<https://superset.incubator.apache.org>>. Acesso 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 Figura 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. Tais oscilações podem indicar problemas relacionados a essas viagens, como eventos de exceção decorrentes de paralisação sindical (redução da frota de ônibus), atos de violência como os de 2006 que incendiaram noventa ônibus em São Paulo⁶ e os de 2019 com 21 ônibus incendiados no Ceará⁷.

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

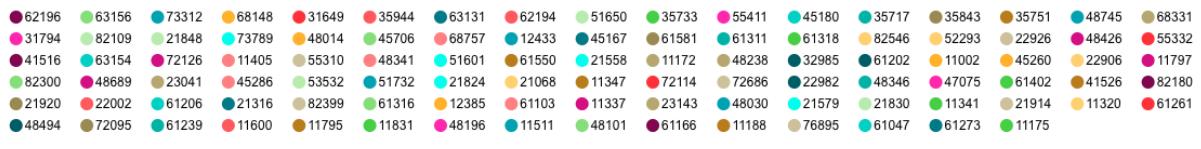
A Figura 9, representa a distribuição da quantidade de dados enviados em janeiro, a partir de uma amostra aleatória de linhas ônibus. Nessa figura é possível

⁶ <https://pt.wikipedia.org/wiki/Atos_de_viol%C3%Aancia_organizada_no_Brasil_em_2006>. Acesso em 21 de janeiro de 2019

⁷ <https://pt.wikipedia.org/wiki/Atentados_no_Cear%C3%A1_em_2019>. Acesso em 21 de janeiro de 2019.

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.

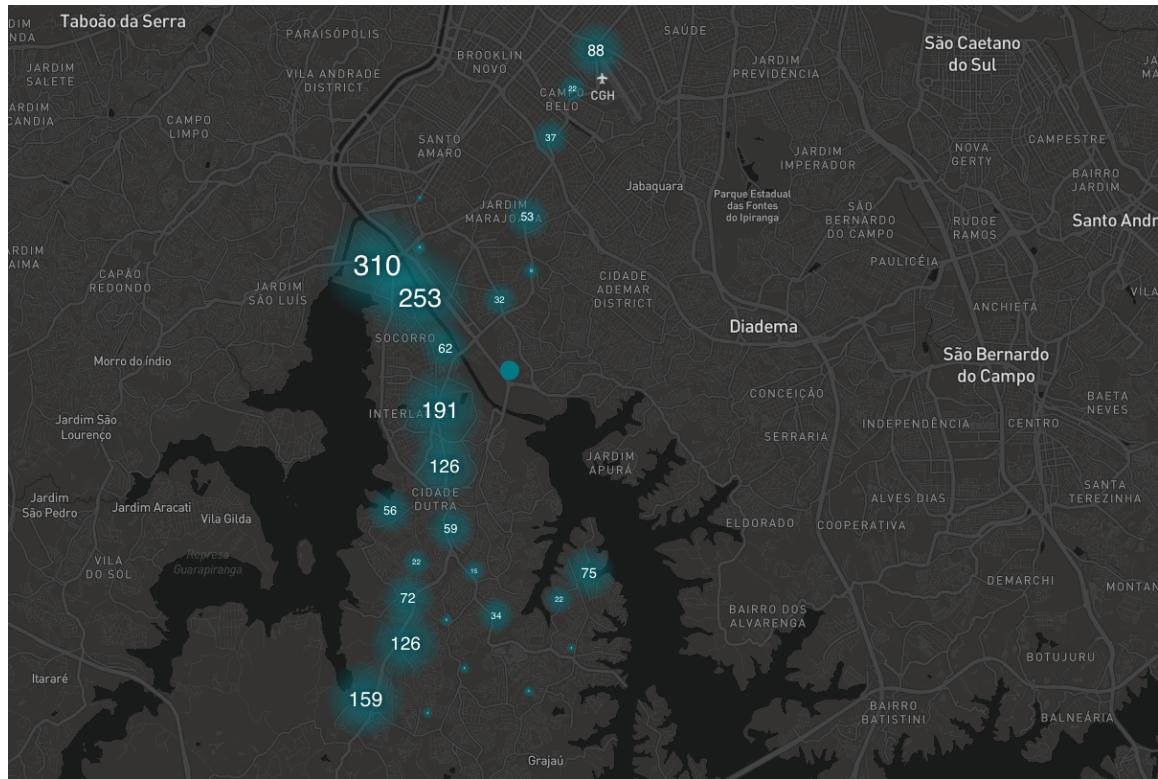
Figura 9 – Distribuição da quantidade de dados enviados por ônibus (selecionados aleatoriamente) em janeiro de 2017



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

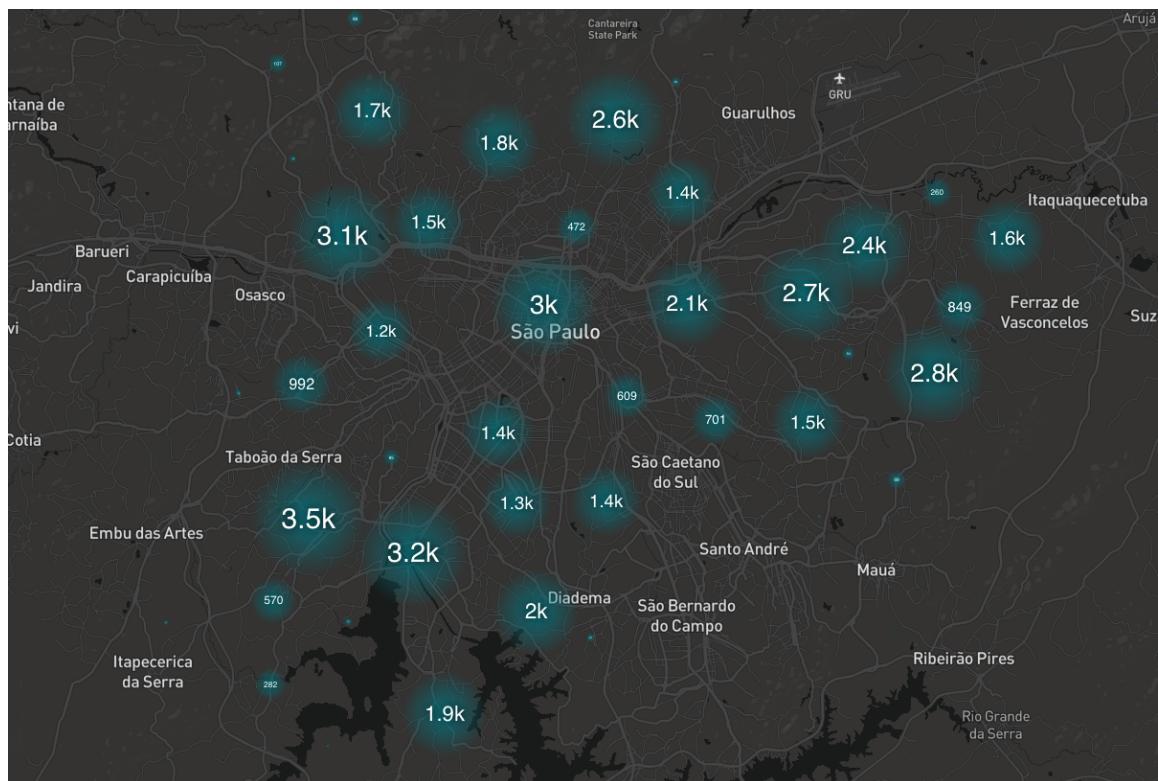
Finalmente, os mapas exibidos pelas figuras 11 e 10 ajudam a identificar a localização a partir da qual os dados estão sendo enviados, permitindo visualizar possíveis pontos de falhas durante a transmissão desses dados. O primeiro mapa, respectivamente, refere-se à rota de uma única linha de ônibus e o segundo de todas as rotas; em ambos os casos, referentes aos dados de janeiro. Além disso, na Figura 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.

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

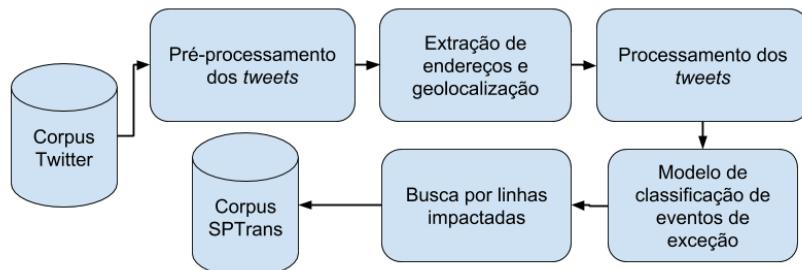
Este capítulo apresentou um estudo de caso relacionado à visualização de grandes conjuntos de dados, utilizando dados dos ônibus da cidade de São Paulo. Também, mostramos que é possível encontrar padrões complexos e incomuns e possíveis eventos de exceção em grandes conjuntos de dados por meio da visualização. O *Druid* e o *Apache Superset* demonstraram suporte a agregação, exploração e visualização de grandes conjuntos de dados.

6 Mineração e geolocalização automatizada de eventos de exceção a partir de dados do Twitter

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, conforme mencionado na Seção 1.2. Portanto, para alcançarmos o objetivo proposto precisamos de uma metodologia capaz de encontrar as linhas de ônibus que são impactadas por eventos de exceção, para então explorarmos as características desse impacto. Sendo assim, apresentamos neste capítulo uma metodologia baseada em *tweets* para identificar linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção. De acordo com a Figura 12, a metodologia, explicada em detalhes nas seções seguintes, é composta por:

- A. Uma base de dados de *tweets* — *Corpus Twitter*.
- B. Pré-processamento dos *tweets* existentes no conjunto de dados.
- C. Extração de localização e geolocalização.
- D. Processamento dos *tweets*.
- E. Criação de um modelo de classificação de *tweets* em classes de eventos de exceção.
- F. 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 – Fluxograma da metodologia baseada em *tweets* para encontrar linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção na cidade de São Paulo



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

6.1 Pré-processamento

Numa pré-análise do *Corpus Twitter*, podemos averiguar 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 et al., 2010), (SETIAWAN; WIDYANTORO; SURENDRO, 2016), (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 de *URLs* e menções a outros *tweets*.
- Remoção de acentos, *emoticons* e pontuações substituídas por espaços vazios.
- *Stemming* (conceito explicado na Seção 2.4) — 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 metadados 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 identificadas e substituídas 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 semi-estruturados. Ante a isso, usamos a seguinte expressão regular para extrair os endereços presentes no conteúdo dos *tweets*:

$$ER = \{L_1|S_1|L_2|S_2|\dots|L_n|S_n\}\{[a - z\grave{A} - \ddot{y}] + \} \quad (13)$$

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

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

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*.

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 apresentada no Capítulo 3, as seguintes classes podem ser usadas para classificar eventos de exceção:

A. Acidentes.

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

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

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

- b) Incêndio (ITOH et al., 2016).

B. Espaço-temporais.

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

C. Eventos sociais.

- a) Feiras de rua (CHEN et al., 2016).
- b) Festivais (CHEN et al., 2016), (LéCUÉ 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).

D. Eventos urbanos.

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

E. Desastres naturais.

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

F. Meteorológicos.

- 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 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 4.1, 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 Figura 13.

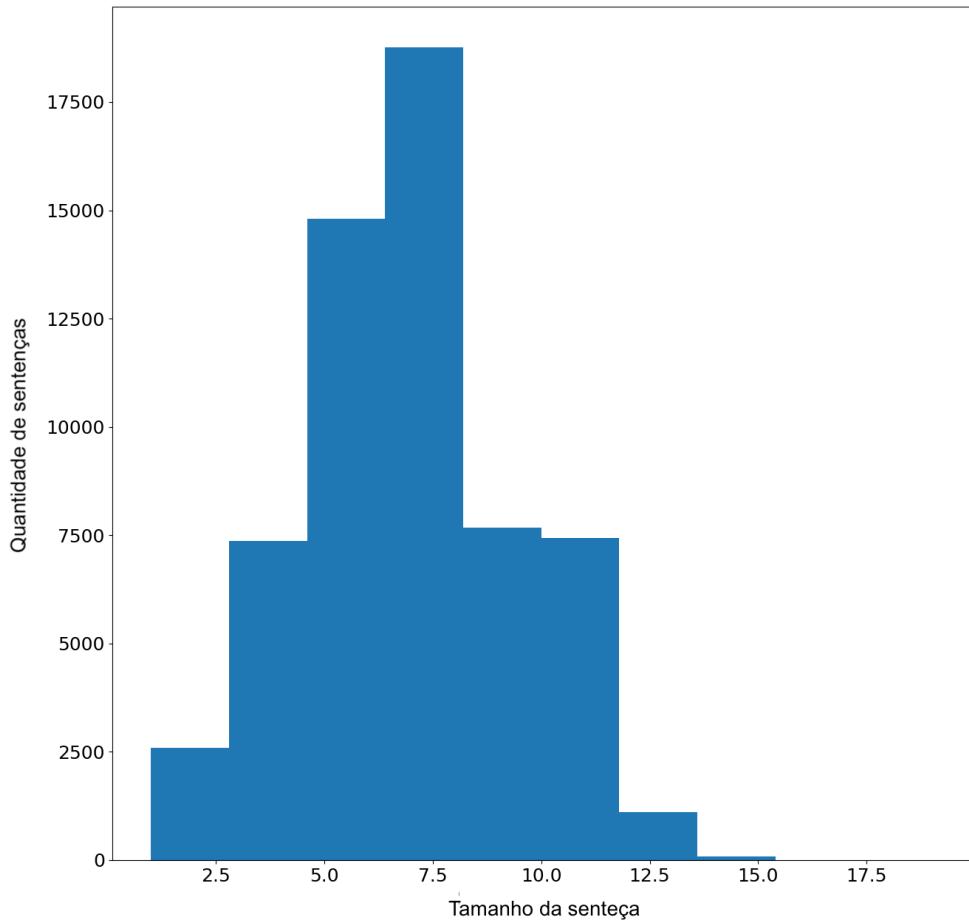
Todos os *tweets* existentes no *Corpus Twitter* foram classificados manualmente de acordo com os eventos de exceção identificados. Este conjunto de dados é composto pelas seguintes classes: Acidente, Irrelevante — quando o *tweet* não é um evento de exceção, Desastre Natural, Evento Social e Evento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

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

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

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

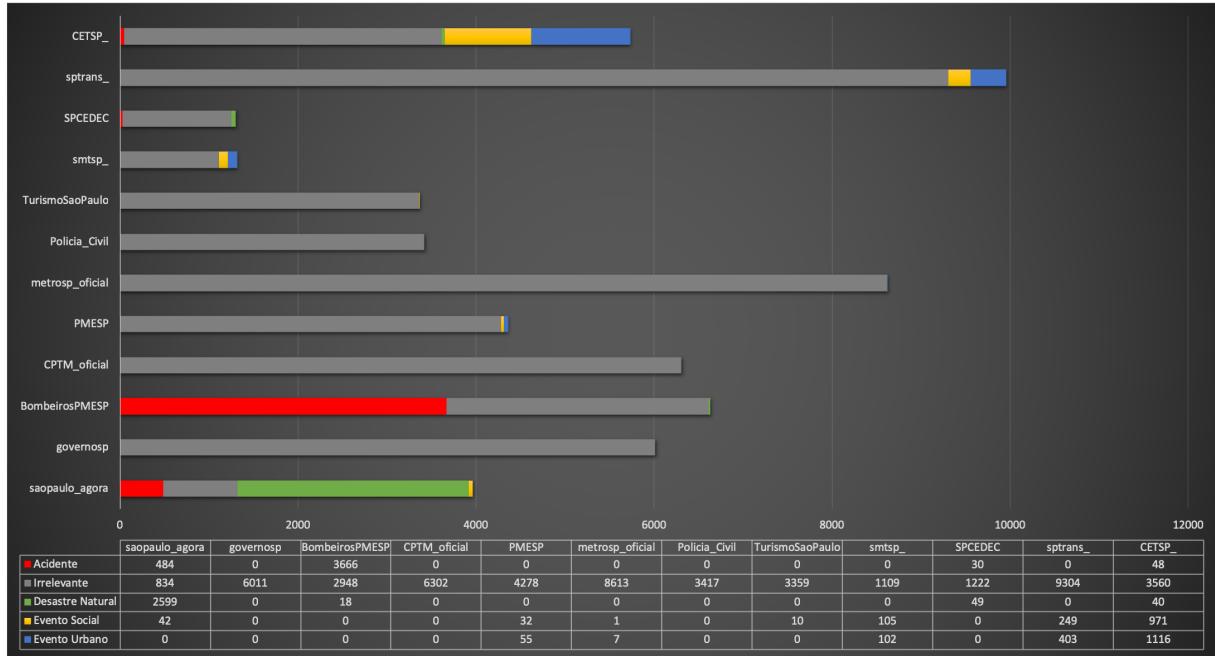


Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

De acordo com a Tabela 8, o modelo que usa o algoritmo *Perceptron Multicamadas* obteve maior acurácia para a tarefa de classificar os tweets em eventos de exceção. A matriz de confusão relacionada ao algoritmo *Perceptron Multicamadas* é ilustrada pela Figura 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 foram encontrados 8.112 endereços, como pode ser visto na Tabela 9 — desconsiderando o tipo de localidade APPROXIMATE (explicado mais adiante) — (o que representa 80,90% do total dos tweets classificados como eventos de exceção, sem considerar a classe Irrelevante). A quantidade de endereços extraídos por classe está descrita na Tabela 9, as razões para tweets sem endereço extraído são:

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

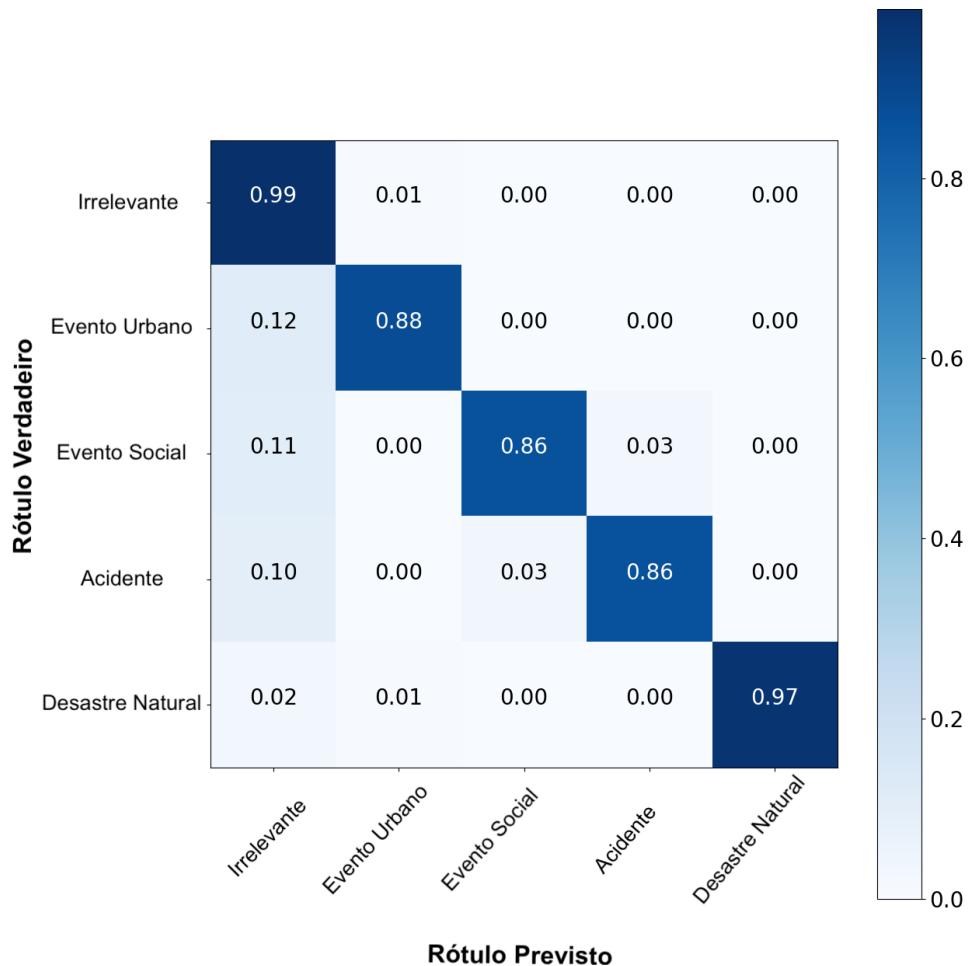
Tabela 8 – Métricas das avaliações dos algoritmos utilizados para classificação dos tweets em eventos de exceção

Algoritmo	ACC	PPV	TPR	f1-score
Naive Bayes Complementar	0,941	0,949	0,941	0,944
Árvore de Decisão	0,965	0,965	0,965	0,965
K-ésimo Vizinho mais Próximo	0,970	0,971	0,970	0,970
Regressão Logística	0,969	0,968	0,969	0,968
Perceptron multicamadas	0,973	0,972	0,973	0,972
Naive Bayes Multinomial	0,953	0,952	0,953	0,949
Floresta Aleatória	0,970	0,970	0,970	0,970
Máquina de Vetores de Suporte	0,833	0,694	0,833	0,757

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

- A. Tweets apenas com o ponto de interesse, ou seja, não consta explicitamente o endereço.
- B. Tweets sem informação de endereço.
- C. Tweets com nome de logradouro incomum (por exemplo *passagem, complexo viário, ligação sentido*).
- D. Tweets com endereços com palavras concatenadas (por exemplo *avenidapaulista*).

Figura 15 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Perceptron Multicamadas



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Os tipos de localidades⁶ são classificados pela Google Geocoding API em:

- A. *ROOFTOP* — Indica que o resultado retornado há informações de localização com precisão a nível do endereço de rua.
- B. *RANGE_INTERPOLATED* — Indica que o resultado retornado reflete uma aproximação interpolada entre dois pontos precisos (como interseções). Geralmente, os resultados interpolados são retornados quando os códigos geográficos do *rooftop* não estão disponíveis para um endereço de rua.
- C. *GEOMETRIC_CENTER* — Indica que o resultado retornado é o centro geométrico de um resultado.
- D. *APPROXIMATE* — Indica que o resultado retornado é aproximado.

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

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 endereços 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
Total	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*

^f Total considerando endereços repetidos, a repetição é importante para identificarmos os endereços mais impactados por eventos de exceção.

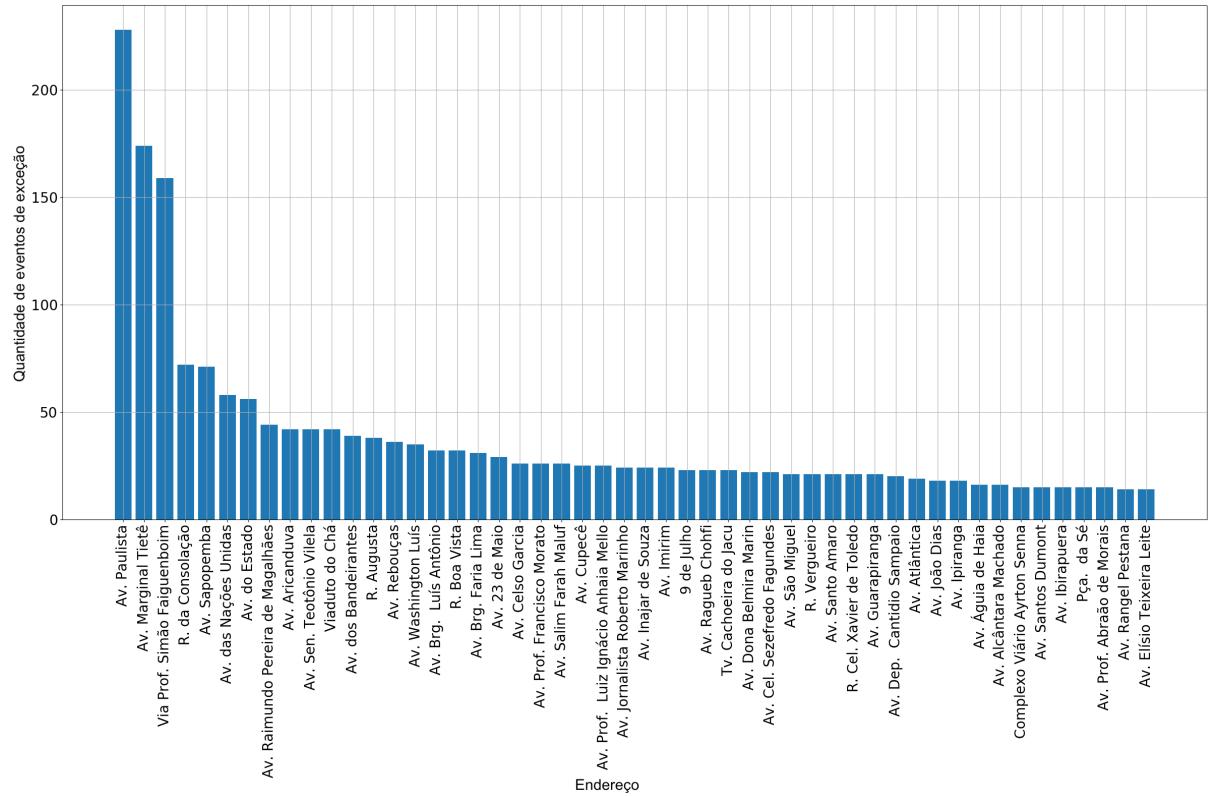
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

A Figura 16 mostra os endereços⁷ detectados que foram mais afetados por eventos de exceção e a Figura 17 mostra parte da distribuição desses eventos na região central da cidade de São Paulo. É importante ressaltar que os eventos de exceção relacionados a eventos sociais estão concentrados em maioria em endereços popularmente conhecidos (grande parte das manifestações acontecem na Av. Paulista, por exemplo), o que é um indício visual de que a metodologia é adequada.

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 da linha de ônibus mais impactada. Essa linha específica foi impactada por 1.301 eventos de exceção. A Tabela 10 lista as linhas de ônibus que foram impactadas por mais de 600 eventos de exceção.

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

Figura 16 – Endereços mais impactados por eventos de exceção



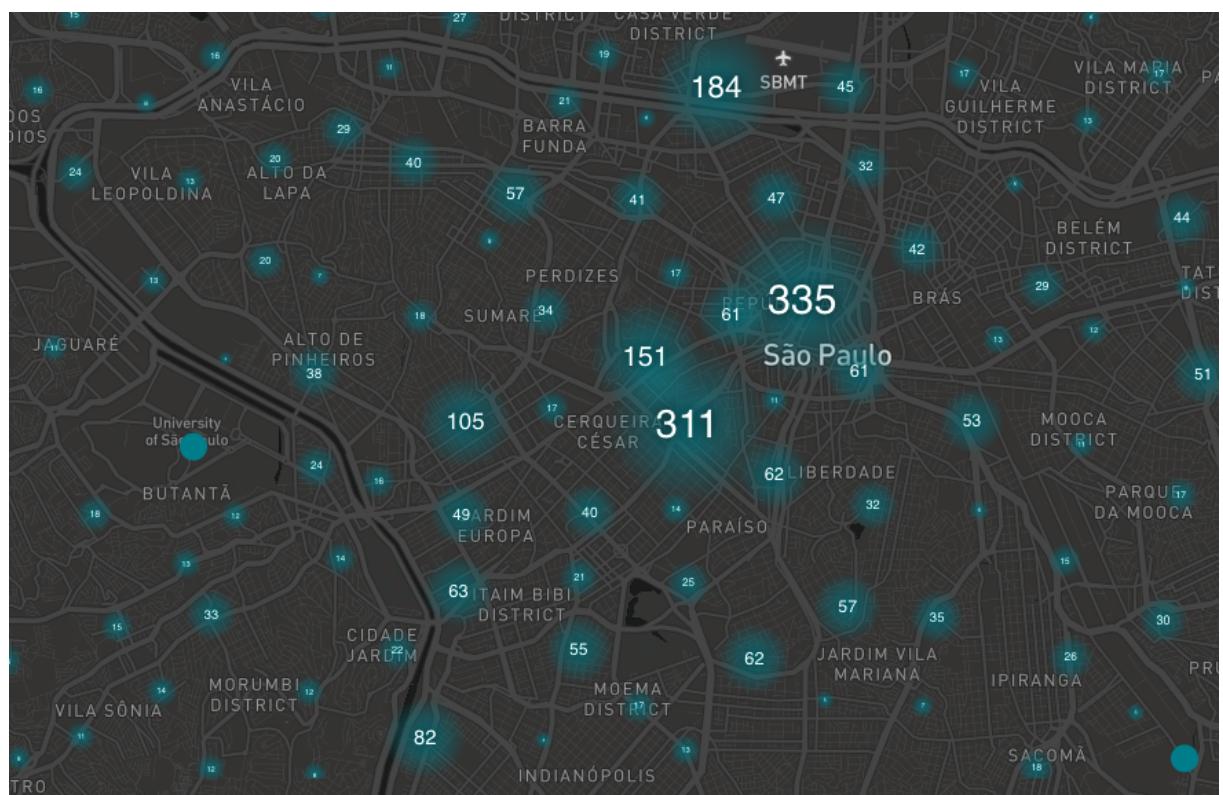
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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 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.

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Código da linha	# 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 GÜRGEL / 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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

7 Caracterização do impacto dos eventos de exceção

As seções deste capítulo são referentes aos experimentos para caracterização dos impactos em relação às velocidades medianas dos ônibus e identificação dos padrões de velocidade média dos dados AVL. Decidimos por realizar os experimentos com velocidade mediana e média para analisarmos se há divergências entre os dois estudos, devido a possíveis discrepâncias nos valores das velocidades instantâneas, seja por questões climáticas ou limitações dos módulos AVL.

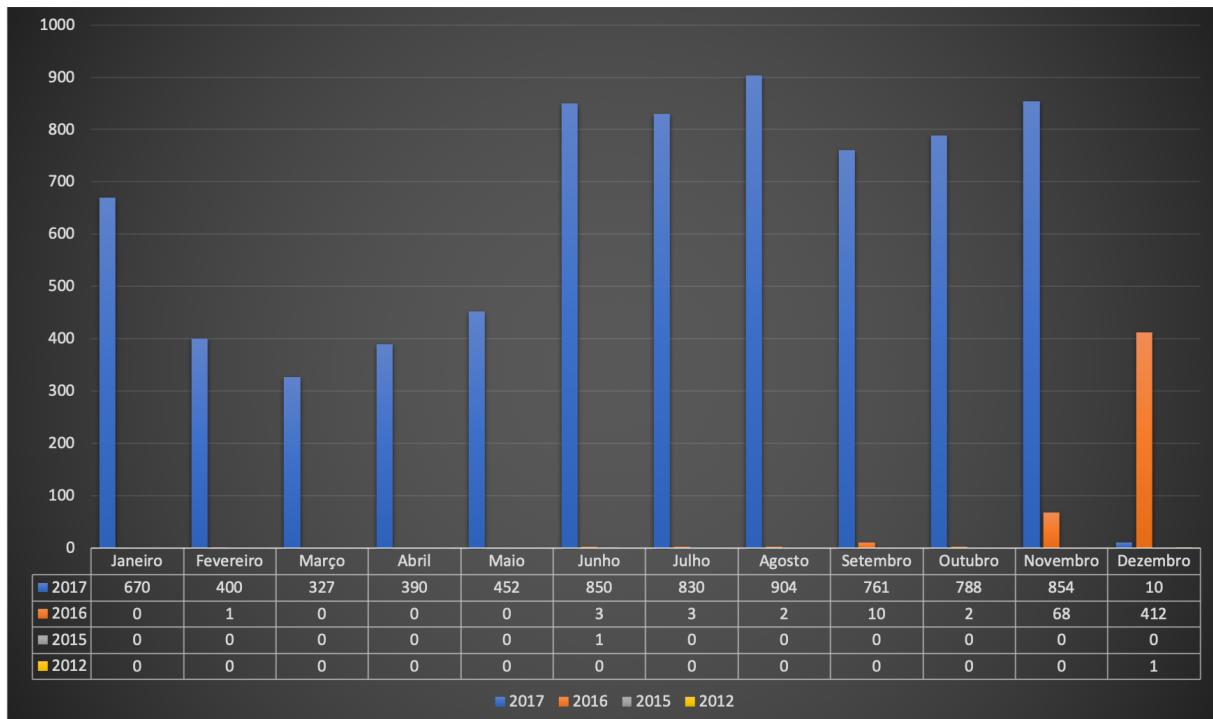
7.1 Caracterização dos impactos em relação às velocidades medianas dos ônibus

Dado que os eventos de exceção podem ser identificados utilizando *tweets* dos perfis contidos na Tabela 1, há também a possibilidade de caracterizarmos seus respectivos impactos em relação às 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 Figura 18, assim como de suas respectivas classes na Figura 19.

Conforme descrito no Capítulo 6 e ilustrado na Figura 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*. No processo de caracterização do impacto consideramos as distâncias de 100 m e 1.000 m, pois o impacto pode ser diferente de acordo com a proximidade ao evento. No entanto, para encontrarmos um número significativo de linhas impactadas consideramos apenas a distância de 1.000 m.

A partir disso, selecionamos os dados de movimentação que serão analisados. Considerando a sazonalidade dos dias da semana, selecionamos para análise apenas os dias da semana pertencentes ao mês de ocorrência do evento e com nomes iguais ao nome do dia da semana no qual o evento de exceção aconteceu. Isso porque os dias da semana possuem padrões diferentes de movimentação. Por exemplo, às sextas-feiras ocorrem inúmeros eventos sociais que normalmente acarretam em um trânsito mais congestionado. Os dias da semana são restritos ao mês de ocorrência

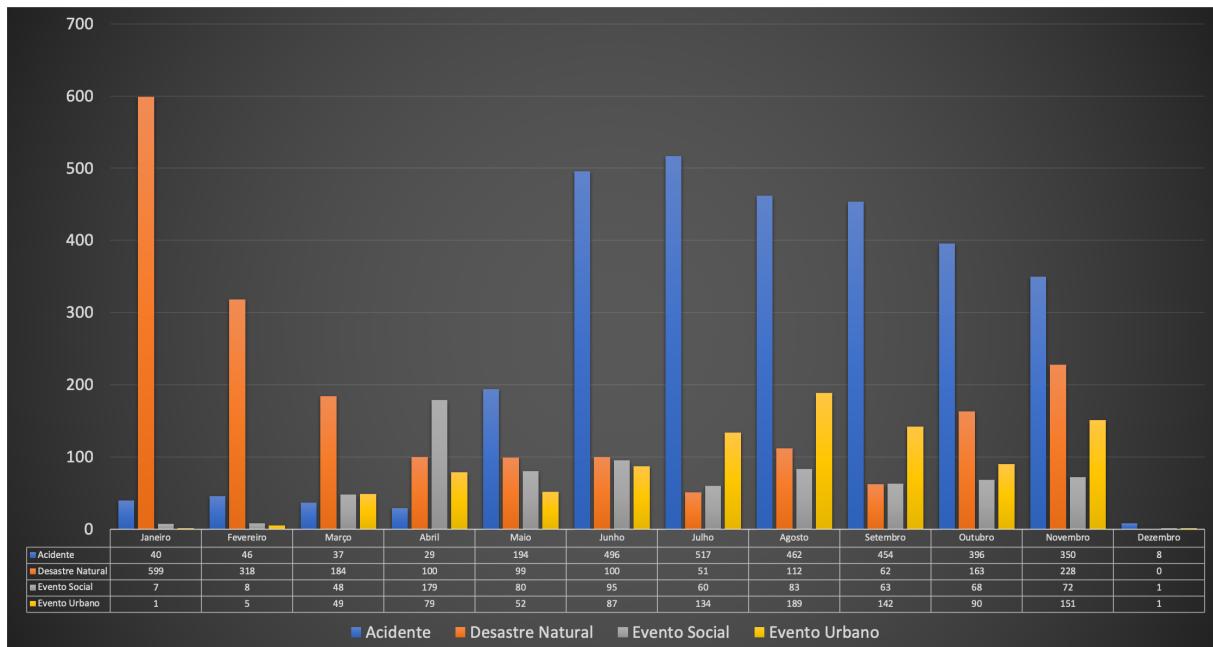
Figura 18 – Distribuição do número de eventos de exceção geolocalizados



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

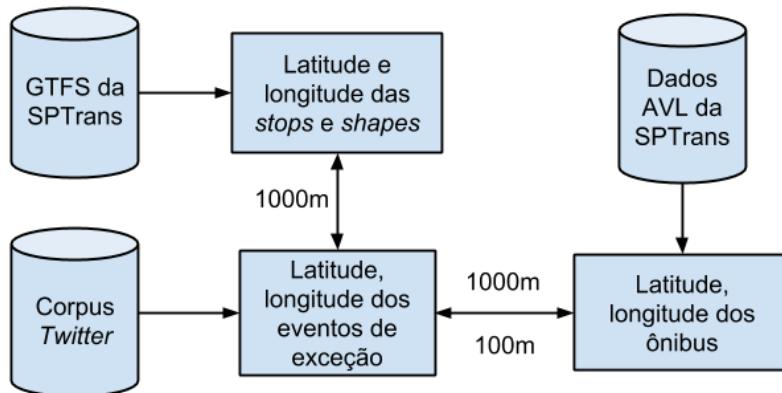
do evento devido ao fato de que os meses também são afetados pela sazonalidade — festas no final do ano, férias, início de períodos letivos, etc. — conforme Figura 19.

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Além dos filtros referentes a sazonalidades dos dias da semana e meses, também filtramos os dados relacionados às linhas impactadas a um raio de distância de 100 e de 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 17h e 18h. É importante observar que esse trabalho não considera o início e término exato dos eventos de exceção, mas uma faixa de horário de uma hora a partir do 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 com velocidades iguais e diferentes de zero.

Após isso, comparamos por meio da Equação 14 se a velocidade mediana do dia do evento de exceção é uma velocidade esperada, com base nas velocidades medianas do demais dias da semana. Consideramos que a linha foi impactada se o valor retornado da função abaixo for 1 e, 0 caso contrário. Com base nisso, consideramos que o conjunto de linhas foi impactado se a quantidade de linhas impactadas for maior ou igual a 50%.

$$f(n) = \begin{cases} 0 & \text{se vel. mediana do dia do evento} > \frac{\text{vel. mediana dos dias da semana}}{\text{total de vel. medianas}} \\ 1 & \text{se vel. mediana do dia do evento} \leq \frac{\text{vel. mediana dos dias da semana}}{\text{total de vel. medianas}} \end{cases} \quad (14)$$

7.1.1 Resultados

As seções seguintes são sobre os experimentos relacionados a análise da redução da velocidade mediana dos ônibus a partir das informações de latitude e longitude dos pontos de parada e de rotas.

7.1.1.1 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 Tabela 11 que os eventos de exceção relacionados a eventos sociais possuem em média 87,04% de impacto na mediana das velocidades dos 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% na mediana das velocidades dos grupos de linhas de ônibus afetadas 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 classes 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 desastres 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

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

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 valores dos meses das tabelas 11 e 12 iguais a 100% de impacto nas velocidades medianas são justificados devido ao pouco volume de eventos para uma determinada classe em um determinado mês, conforme mostra a Figura 19. Analogamente, os meses e classes sem dados de impacto são meses com pouco dados para a classe em questão.

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

Mês	Acidente		Desastre Natural		Evento Social		Evento Urbano	
	1.000 m	100 m	1.000 m	100 m	1.000 m	100 m	1.000 m	100 m
Janeiro	83,33	100	64,23	98,00	100	—	100	—
Fevereiro	70,58	100	66,25	100	100	100	80	—
Março	50,00	—	66,66	100	85,00	100	68,18	100
Abril	87,50	100	61,11	100	82,75	100	76,92	100
Maio	65,13	100	58,82	100	93,33	100	50,00	100
Junho	54,46	100	61,53	100	76,47	100	72,41	100
Julho	61,48	98,41	66,66	100	69,23	100	58,13	100
Agosto	57,86	87,17	55,35	100	85,54	100	68,10	90,90
Setembro	64,21	100	42,10	100	92,30	100	62,06	100
Outubro	70,49	—	56,81	—	80,00	—	61,11	—
Novembro	66,66	100	57,99	100	92,85	100	74,35	100
Dezembro	—	—	—	—	—	—	—	—
Total	66,51	98,39	59,77	99,80	87,04	100	70,11	98,86

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Referente aos dados da Tabela 12, para o raio de 1.000 m 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, comparado com os da Tabela 11, é reduzido quando consideramos as latitudes e longitudes das rotas como referência para encontrar as linhas impactadas.

O conjunto de pontos de latitude e longitude utilizados para desenhar as rotas dos ônibus é muito maior do que o que contém as coordenadas espaciais dos pontos de parada, de acordo com a Tabela 3 são 800.767 pontos contra 19.933, respectivamente. Sendo assim, quando as coordenadas das rotas são consideradas como referência para encontrar as linhas afetadas pelos eventos de exceção, obtemos um conjunto maior de linhas impactadas, o que aumenta a margem de erro e o custo computacional. Outra diferença observada é em relação aos percentuais de redução de velocidades medianas para o raio de 100 m. Nesta abordagem, as ordens 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 1.000 m 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 100 m, conforme esperado devido ao período de chuvas.

Por fim, a abordagem que utiliza as coordenadas espaciais dos pontos de parada de ônibus como referência pode ser mais adequada do que a que usa os pontos de rota. Isso, devido aos resultados semelhantes obtidos, menor custo computacional e margem de erro.

7.2 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 de agregações necessárias para se calcular as métricas explicadas na Seção 2.8 e devido ao elevado número de acessos ao banco de dados. O foco

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

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

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

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

Mês	Acidente		Desastre Natural		Evento Social		Evento Urbano	
	1.000 m	100 m	1.000 m	100 m	1.000 m	100 m	1.000 m	100 m
Janeiro	66,66	100	47,68	78,49	100	100	100	—
Fevereiro	35,29	100	49,09	81,25	100	100	40,00	100
Março	66,66	100	42,85	62,5	90,00	72,22	50,00	53,84
Abril	62,50	60,00	47,05	100	76,11	77,27	89,47	90,90
Maio	49,09	77,77	64,70	100	73,33	80,00	40,00	50,00
Junho	47,78	79,76	46,15	70,00	61,76	61,29	72,41	77,77
Julho	44,85	75,55	66,66	83,33	48,14	75,00	41,86	61,53
Agosto	49,49	75,36	44,44	71,42	72,72	72,72	70,00	56,75
Setembro	49,47	79,16	36,84	54,54	76,92	58,33	55,17	73,91
Outubro	56,06	78,26	58,69	90,00	90,00	75,00	55,00	60,00
Novembro	54,32	66,66	44,00	74,07	85,71	85,71	67,50	72,97
Dezembro	—	—	—	—	—	—	—	—
Total	52,92	81,13	49,83	78,69	79,51	77,95	68,14	69,76

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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. 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. 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, Desastre Natural, Evento Social e Evento Urbano), os dados anuais foram sintetizados nas tabelas 14 e 15 e os mensais são apresentados no Apêndice G. 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).

7.2.1 Trabalhos relacionados

No trabalho realizado em (ZHAO et al., 2019), foram utilizados o algoritmo *Apriori* e a análise de *cluster* para encontrar padrões relacionados a transferência (entre metrô e ônibus), por meio dos dados dos cartões inteligentes usados no transporte público da China. Esse estudo constatou que 85% dos resultados de reconhecimento de transferência são bastante estáveis durante toda a semana, e o tempo médio de transferência entre o metrô e o ônibus é inferior a 20 minutos. O método proposto neste estudo pode ser usado para identificar os pontos de transferência mais movimentados e obter tempos médios de transferência, o que facilita uma rede de transporte público mais inteligente e eficiente.

Ainda relacionado a mobilidade urbana, o trabalho realizado em (ZENG et al., 2017) buscou compreender, por meio do algoritmo *Apriori*, os padrões existentes nos conjuntos de dados relacionados a movimentação diária no transporte público de Singapura e no *MIT Reality Mining Data* (dados sobre comunicação, proximidade, localização, etc. coletados entre Setembro de 2004 e Junho de 2005, dos celulares de voluntários do projeto *MIT Reality Mining Data*). O sistema desenvolvido é capaz de identificar e apresentar visualmente padrões de movimentação humana, em relação ao espaço e ao tempo. Analogamente, o estudo realizado em (YU, 2018), é capaz de identificar padrões de rotas de táxi, na cidade de Pequim, China.

Por fim, no trabalho realizado por (CRUZ et al., 2018), foi proposta uma metodologia para identificar e classificar as anomalias no comportamento do trânsito, por meio de agregações espaço-temporais usando o algoritmo *Apriori*, aplicadas aos dados de transporte rodoviário da cidade do Rio de Janeiro. A metodologia proposta foi capaz identificar características das principais anomalias e classificá-las como esperadas ou inesperadas. A proposta desse experimento se diferencia das demais por encontrar os padrões de velocidade média existentes nos dados do transporte público por ônibus da cidade de São Paulo, considerando ainda a correlação com eventos de exceção extraídos de Redes Sociais.

7.2.2 Resultados

Fizermos a análise usando o algoritmo *Apriori* e os dados são explicados a seguir. Antes, no entanto, é importante relembrarmos alguns dos conceitos que foram explicados em detalhes no Capítulo 2.8: *support* se refere a um indicador da frequência de determinados registros no conjunto de dados; *confidence* se refere à frequência com que determinadas regras de associações entre registros são encontradas como verdadeiras e *lift* é definido como a probabilidade de ocorrência de um consequente B no conjunto de dados. Dados dois eventos A e B, a notação $A \rightarrow B$ indica que o evento A é o evento antecedente do evento consequente B.

A Tabela 13 mostra os 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 $\{11 \rightarrow 12\}$ (aceleração), julho $\{11 \rightarrow 12\}$ (aceleração) e dezembro $\{12 \rightarrow 11\}$ (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 km/h e 12 km/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 km/h e 8 km/h.

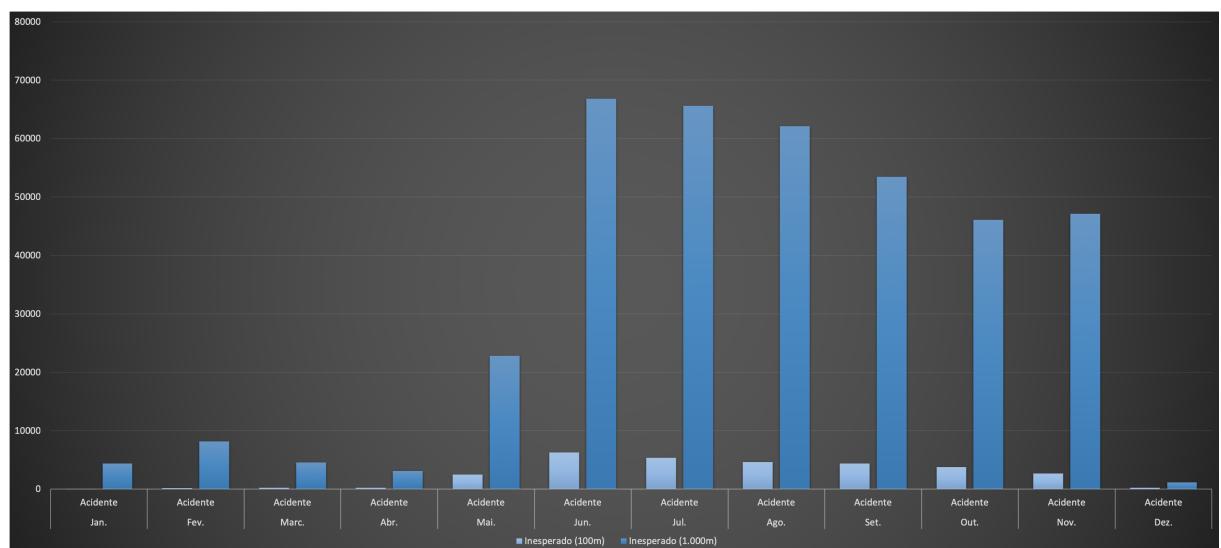
Referente ao demais meses, junho teve médias entre $\{11 \rightarrow 12\}$ e $\{12 \rightarrow 13\}$ (aceleração); agosto $\{11 \rightarrow 12\}$ (aceleração) e $\{13 \rightarrow 12\}$ (desaceleração); outubro $\{11 \rightarrow 12\}$ (aceleração) e $\{13 \rightarrow 12\}$ (desaceleração); novembro $\{12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

Os valores de *Support* indicados na Tabela 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 — correlacionadas com os eventos de exceção a 100 metros de distância dos

pontos de parada de ônibus — e 9.348.802 — correlacionadas com os eventos de exceção a 1.000 metros de distância dos pontos de parada de ônibus — detalhadas na Tabela 14 e distribuídas graficamente (as regras de associação inesperadas) nas figuras 21, 22, 23 e 24.

Analogamente, encontramos 7.857.504 regras de associação — correlacionadas com os eventos de exceção a 100 metros de distância dos pontos de parada de ônibus — e 6.296.140 — correlacionadas com os eventos de exceção a 1.000 metros de distância dos pontos de parada de ônibus — detalhadas na Tabela 15 e distribuídas graficamente (as regras de associação inesperadas) nas figuras 25, 26, 27 e 28. A quantidade de regras de associação inesperadas em relação à sazonalidade é equivalente as análises realizadas na Seção 7.1.

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



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

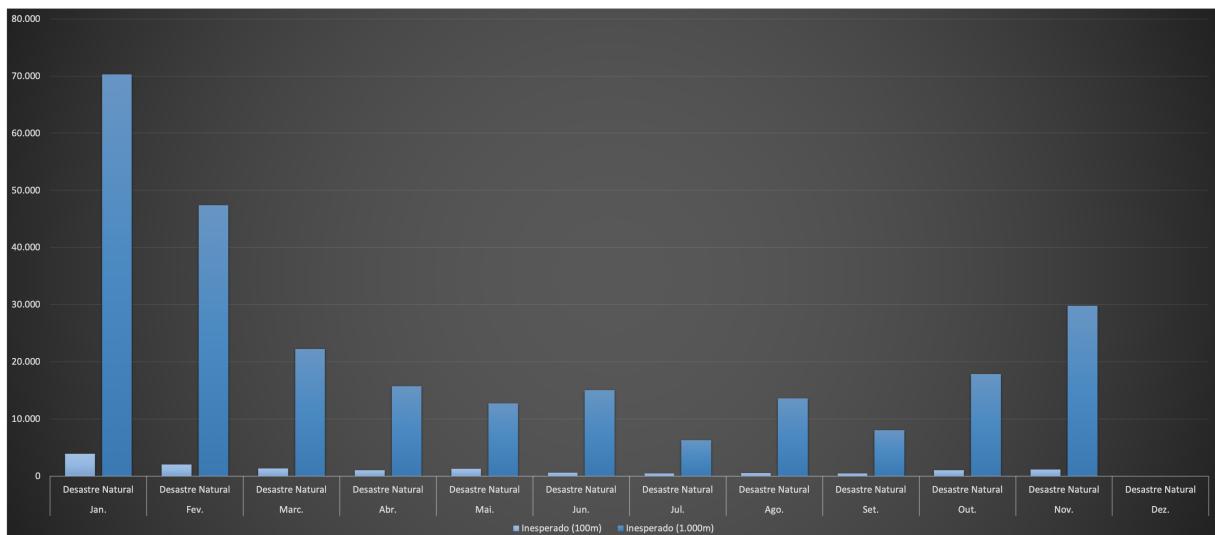
Tabela 13 – Análise Apriori^a aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans

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.

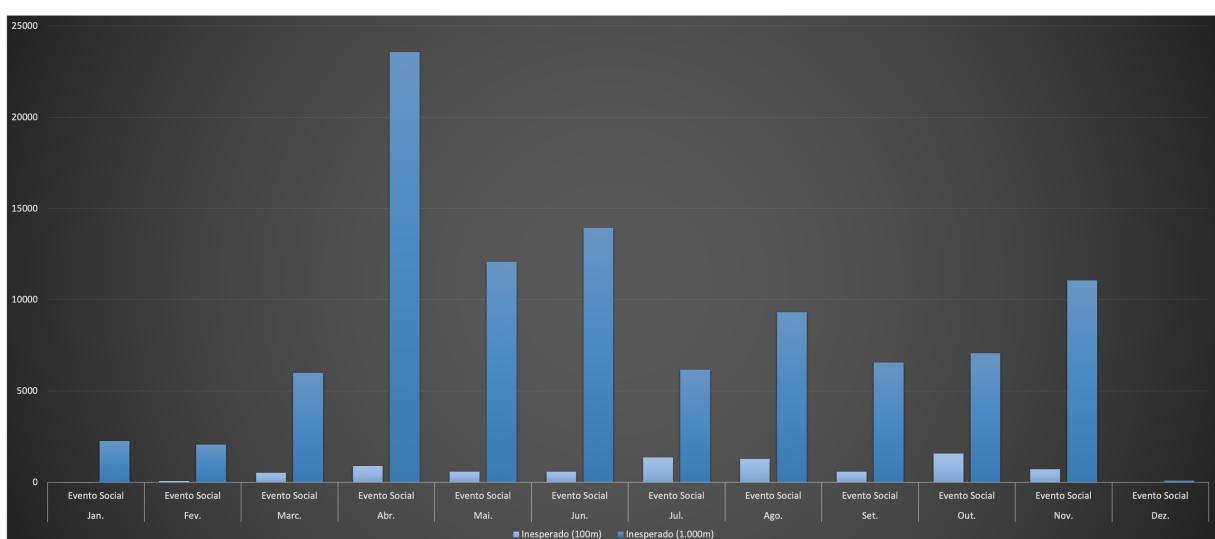
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 22 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a desastres naturais a 100 m e 1.000 m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017



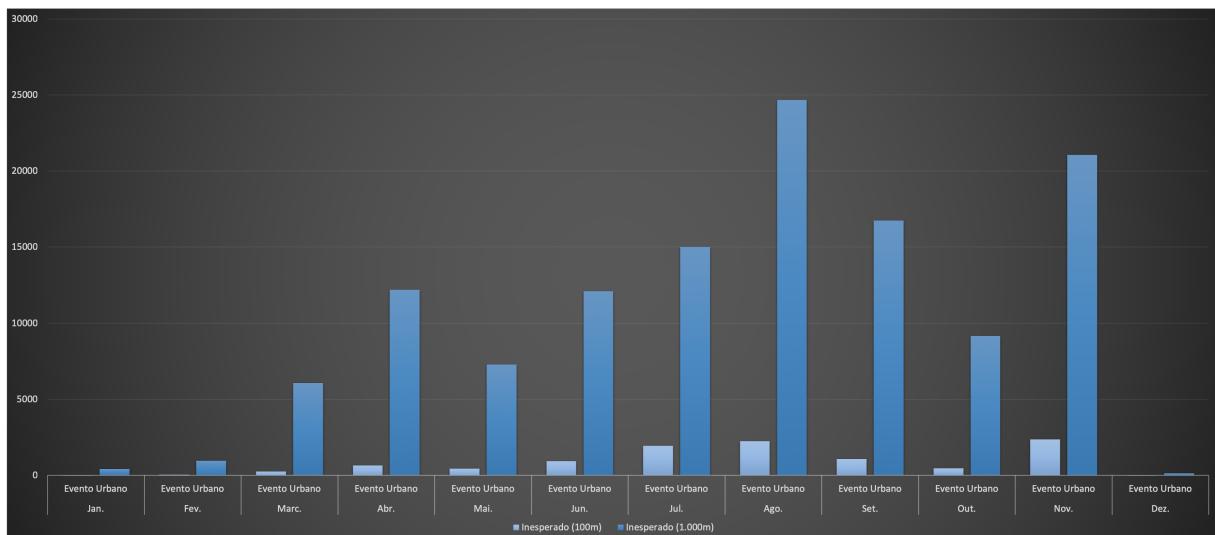
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 23 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a eventos sociais a 100 m e 1.000 m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017



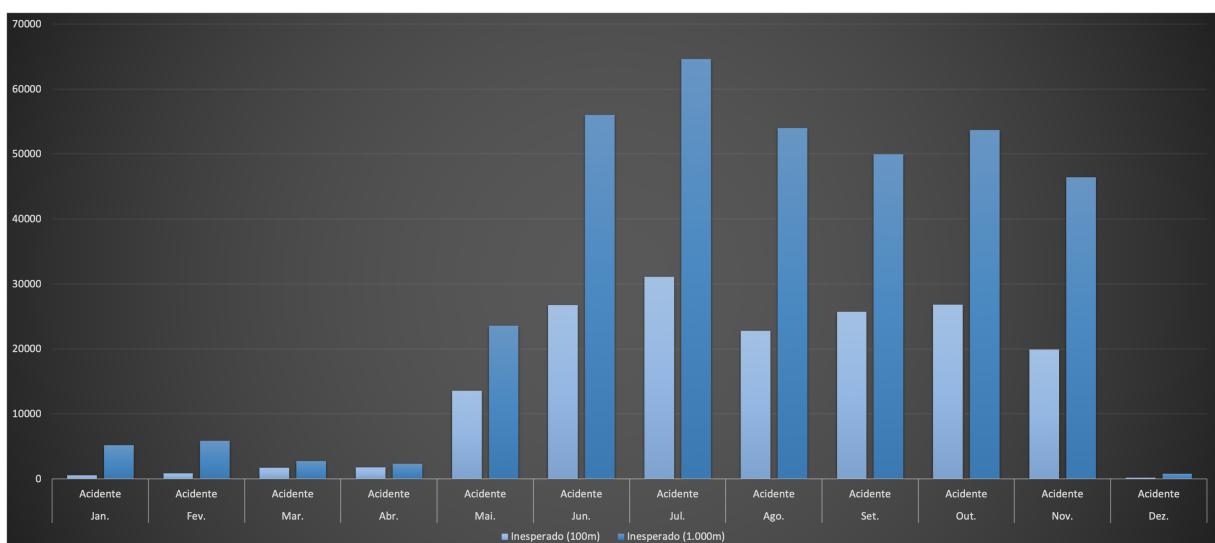
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 24 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a eventos urbanos a 100 m e 1.000 m dos pontos de parada, ao longo dos meses do ano de 2017



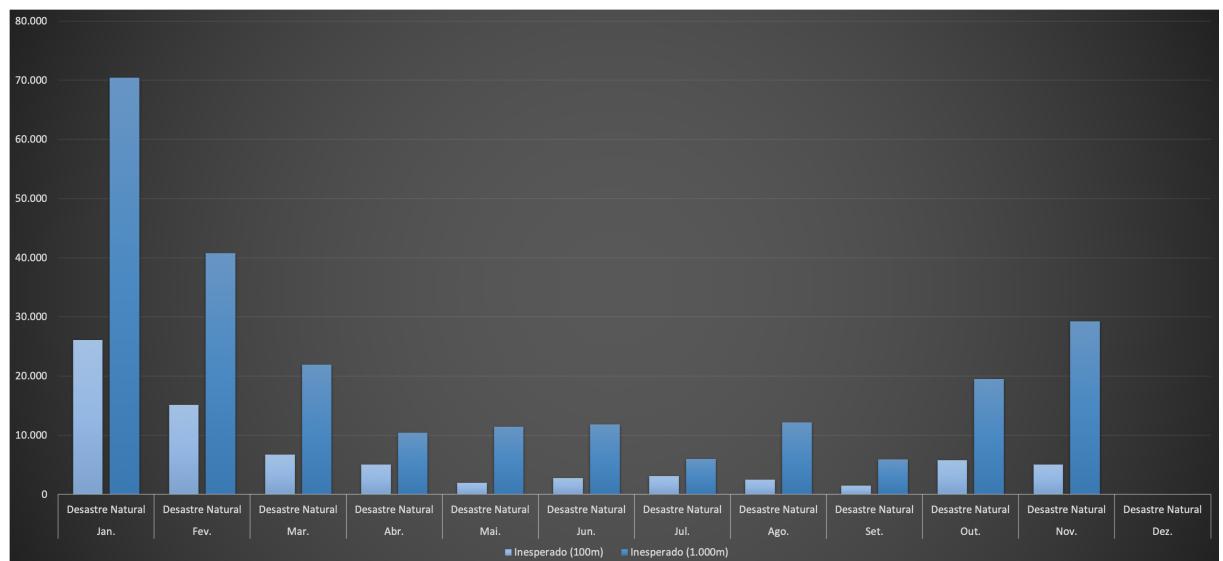
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 25 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a acidentes a 100 m e 1.000 m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017



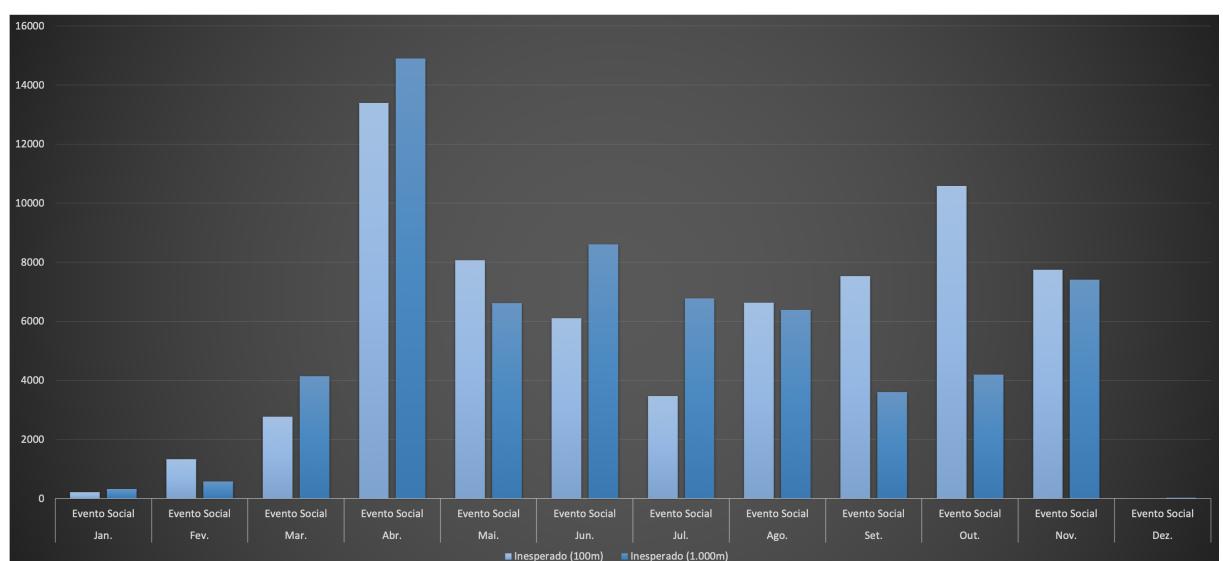
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 26 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a desastres naturais a 100 m e 1.000 m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017



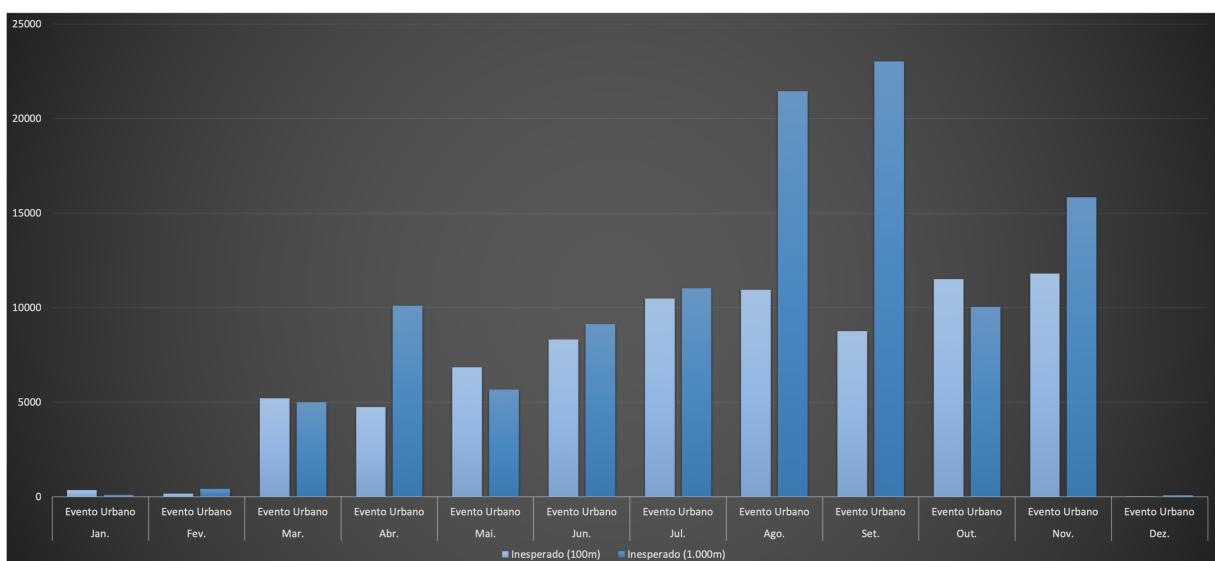
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 27 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a eventos sociais a 100 m e 1.000 m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 28 – Velocidades inesperadas dos ônibus impactados por eventos de exceção relacionados a eventos sociais a 100 m e 1.000 m dos pontos de rota, ao longo dos meses do ano de 2017



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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 100 m^f e 1.000 m^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
Total	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
Total	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 100 m.

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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 100 m^g e 1.000 m^h, respectivamente, dos pontos de rota dos ônibus) dos meses do ano de 2017

Classe do Evento	Total de 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
Total	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
Total	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 100 m.

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

7.3 Considerações sobre a caracterização dos impactos dos eventos de exceção

De acordo com experimentos realizados, conseguimos caracterizar padrões inesperados e reduções de velocidades relacionadas aos eventos de exceção. Tais padrões foram validados de acordo com os períodos de sazonalidade e dos eventos de exceção identificados nos tweets. Além disso, encontramos notícias veiculadas na mídia correlacionadas aos padrões identificados, o que também valida as caracterizações realizadas.

8 Conclusão

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

8.1 Contribuições

A principal contribuição deste trabalho é o estudo realizado para caracterização de eventos de exceção e de seus respectivos impactos no sistema de transporte público por ônibus da cidade de São Paulo. A metodologia proposta utiliza os dados obtidos de fontes públicas e heterogêneas: *tweets*, dados históricos dos módulos AVL e da GTFS. Uma nova metodologia para extração e geolocalização dos endereços contidos nas publicações dos órgãos responsáveis por reportar eventos de exceção da cidade de São Paulo é proposta e validada. Além disso, propomos uma arquitetura distribuída para exploração e visualização de dados AVL.

Mostramos que a metodologia desenvolvida para extração e geolocalização automática de endereços a partir de mensagens postadas no Twitter é adequada para as contas governamentais responsáveis pelas notificações de eventos de exceção da Cidade de São Paulo. Os modelos utilizados para classificação dos 60.984 *tweets* disponibilizados por essas contas em eventos de exceção também obtiveram bom desempenho.

Por fim, obtemos resultados satisfatórios referentes a caracterização dos impactos desses eventos nas velocidades dos ônibus. Entendemos que a abordagem que utiliza as coordenadas espaciais dos pontos de parada de ônibus como referência pode ser mais adequada do que a que usa os pontos de rota. Isso, devido aos resultados semelhantes obtidos, menor custo computacional e margem de erro.

8.2 Trabalhos publicados

DIAS, F. C. A.; CORDEIRO, D. *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.

8.3 Trabalhos submetidos

DIAS, F.C.A; CORDEIRO, D. *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.

8.4 Trabalhos futuros

Como trabalho futuro, pretendemos implementar o fluxo de processamento de dados em *streaming* mencionado na Figura 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 Academia 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.

Referências

- ABBASI, A. et al. Utilising location based social media in travel survey methods: Bringing twitter data into the play. In: *Proceedings of the 8th ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks*. New York, NY, USA: ACM, 2015. (LBSN'15), p. 1:1–1:9. ISBN 978-1-4503-3975-9. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2830657.2830660>>. Citado 5 vezes nas páginas 63, 64, 70, 71 e 73.
- AHVENNIEMI, H. et al. What are the differences between sustainable and smart cities? *Cities*, v. 60, p. 234 – 245, 2017. ISSN 0264-2751. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0264275116302578>>. Citado 3 vezes nas páginas 34, 35 e 36.
- 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 36.
- ANANTHARAM, P. et al. Extracting city traffic events from social streams. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, ACM, New York, NY, USA, v. 6, n. 4, p. 43:1–43:27, jul. 2015. ISSN 2157-6904. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2717317>>. Citado 7 vezes nas páginas 63, 65, 68, 69, 70, 71 e 73.
- 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 87.
- ANG, L. et al. Big sensor data systems for smart cities. *IEEE Internet of Things Journal*, v. 4, n. 5, p. 1259–1271, Oct 2017. ISSN 2327-4662. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.
- ANTTIROIKO, A. U-cities reshaping our future: reflections on ubiquitous infrastructure as an enabler of smart urban development. *AI & SOCIETY*, v. 28, n. 4, p. 491–507, Dec 2013. ISSN 1435-5655. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00146-013-0443-5>>. Citado na página 29.
- 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 82.
- 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 35 e 36.
- BENDLER, J. et al. Taming uncertainty in big data. *Business & Information Systems Engineering*, v. 6, n. 5, p. 279–288, Oct 2014. ISSN 1867-0202. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s12599-014-0342-4>>. Citado 6 vezes nas páginas 63, 65, 68, 70, 72 e 73.
- BIOLCHINI, J. et al. Systematic review in software engineering. *System Engineering and Computer Science Department COPPE/UFRJ, Technical Report ES*, v. 679, n. 05, p. 45, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 55 e 56.

CHANIOTAKIS, E.; ANTONIOU, C. Use of geotagged social media in urban settings: Empirical evidence on its potential from twitter. In: *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*. Las Palmas, Spain: IEEE, 2015. p. 214–219. ISSN 2153-0017. Citado 2 vezes nas páginas 63 e 70.

CHANIOTAKIS, E.; ANTONIOU, C.; PEREIRA, F. Mapping social media for transportation studies. *IEEE Intelligent Systems*, v. 31, n. 6, p. 64–70, Nov 2016. ISSN 1541-1672. Citado na página 56.

CHEN, L. et al. Dynamic cluster-based over-demand prediction in bike sharing systems. In: *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*. New York, NY, USA: ACM, 2016. (UbiComp '16), p. 841–852. ISBN 978-1-4503-4461-6. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2971648.2971652>>. Citado 11 vezes nas páginas 32, 63, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 71, 72 e 99.

CHEN, W.; GUO, F.; WANG, F. A survey of traffic data visualization. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, v. 16, n. 6, p. 2970–2984, 2015. Citado na página 87.

CHUA, A. et al. Mapping cilento: Using geotagged social media data to characterize tourist flows in southern italy. *Tourism Management*, v. 57, p. 295 – 310, 2016. ISSN 0261-5177. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261517716301005>>. Citado 2 vezes nas páginas 63 e 64.

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 42.

Consolo, Mauricio et al. An evaluation of the proposed its system for the city of são paulo based on the 2015 tender. *MATEC Web Conf.*, v. 76, p. 03004, 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.1051/matecconf/20167603004>>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.

CRUZ, A. et al. Detecção de anomalias frequentes no transporte rodoviário urbano. In: SBC. *SBBD: Brazilian Symposium on Databases*. Rio de Janeiro, Brazil, 2018. p. 271–276. Citado na página 115.

DIAS, F. *Repositório contendo os artefatos da Revisão Sistemática*. 2017. Disponível em: <<https://github.com/fcas/dissertacao>>. Citado na página 114.

DOGRU, N.; SUBASI, A. Traffic accident detection using random forest classifier. In: *IEEE. Learning and Technology Conference (L&T), 2018 15th*. Jeddah, KSA, 2018. p. 40–45. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.

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*. Jeddah, KSA, 2016. p. 131. Citado 2 vezes nas páginas 45 e 47.

FARSEEV, A. et al. Harvesting multiple sources for user profile learning: A big data study. In: *Proceedings of the 5th ACM on International Conference on Multimedia Retrieval*. New York, NY, USA: ACM, 2015. (ICMR '15), p. 235–242. ISBN

978-1-4503-3274-3. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2671188.2749381>>. Citado 6 vezes nas páginas 63, 64, 70, 71, 72 e 73.

FIGUEIREDO, L. et al. Towards the development of intelligent transportation systems. In: IEEE. *Intelligent Transportation Systems, 2001. Proceedings. 2001 IEEE*. Oakland, CA, 2001. (Cat. No.01TH8585), p. 1206–1211. Citado 3 vezes nas páginas 36, 37 e 38.

FINGER, M.; RAZAGHI, M. Conceptualizing “smart cities”. *Informatik-Spektrum*, v. 40, n. 1, p. 6–13, Feb 2017. ISSN 1432-122X. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00287-016-1002-5>>. Citado 3 vezes nas páginas 34, 35 e 36.

FRIAS-MARTINEZ, V.; FRIAS-MARTINEZ, E. Spectral clustering for sensing urban land use using twitter activity. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 35, p. 237 – 245, 2014. ISSN 0952-1976. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197614001419>>. Citado 7 vezes nas páginas 63, 66, 68, 69, 70, 72 e 73.

GAL-TZUR, A. et al. The potential of social media in delivering transport policy goals. *Transport Policy*, v. 32, p. 115 – 123, 2014. ISSN 0967-070X. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0967070X14000225>>. Citado 8 vezes nas páginas 32, 66, 68, 69, 70, 71, 72 e 99.

GKIOTSALITIS, K.; STATHOPOULOS, A. A utility-maximization model for retrieving users willingness to travel for participating in activities from big-data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, v. 58, p. 265 – 277, 2015. ISSN 0968-090X. Big Data in Transportation and Traffic Engineering. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X14003568>>. Citado 3 vezes nas páginas 63, 64 e 68.

GKIOTSALITIS, K.; STATHOPOULOS, A. Joint leisure travel optimization with user-generated data via perceived utility maximization. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, v. 68, p. 532 – 548, 2016. ISSN 0968-090X. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X16300468>>. Citado 5 vezes nas páginas 63, 64, 67, 68 e 70.

GOMES, R. de M. et al. *Manual do Cadastro Nacional dos Estabelecimentos de Saúde/CNES – Versão 2*. [S.l.], 2006. Disponível em <http://www.pmf.sc.gov.br/arquivos/arquivos/pdf/04_01_2010_10.27.25.2b615e6755138defe1bdb00f1c86031f.PDF>. Acesso em 22 de janeiro de 2017. Citado na página 144.

Google, Inc. *Google Transit API*. 2017. Acesso em 22 de janeiro de 2017. Disponível em: <<https://developers.google.com/transit>>. Citado 14 vezes nas páginas 78, 145, 150, 152, 155, 162, 165, 166, 167, 168, 169, 172, 174 e 177.

GUO, W. et al. Understanding happiness in cities using twitter: Jobs, children, and transport. In: *2016 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2)*. Trento, Italy: IEEE, 2016. p. 1–7. Citado 6 vezes nas páginas 63, 64, 66, 68, 72 e 73.

GUTEV, A.; NENKO, A. Better cycling - better life: Social media based parametric modeling advancing governance of public transportation system in

st. petersburg. In: *Proceedings of the International Conference on Electronic Governance and Open Society: Challenges in Eurasia*. New York, NY, USA: ACM, 2016. (EGOSE '16), p. 242–247. ISBN 978-1-4503-4859-1. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3014087.3014123>>. Citado 6 vezes nas páginas 63, 64, 67, 70, 72 e 73.

GUYON, I.; ELISSEEFF, A. An introduction to feature extraction. *Feature extraction*, Springer, p. 1–25, 2006. Citado na página 43.

HASAN, S.; UKKUSURI, S. V. Urban activity pattern classification using topic models from online geo-location data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, v. 44, p. 363 – 381, 2014. ISSN 0968-090X. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X14000928>>. Citado 4 vezes nas páginas 63, 64, 71 e 73.

ITOH, M. et al. Visual exploration of changes in passenger flows and tweets on mega-city metro network. *IEEE Transactions on Big Data*, v. 2, n. 1, p. 85–99, March 2016. ISSN 2332-7790. Citado 8 vezes nas páginas 31, 32, 66, 67, 70, 71, 98 e 99.

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 56.

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*. Cracow, Poland, 2010. p. 193–198. Citado na página 52.

KIBANOV, M. et al. Adaptive k-NN using expected accuracy for classification of geo-spatial data. In: ACM. *Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing*. Pau, France, 2018. p. 857–865. Citado na página 48.

KOBANI, H. et al. Relational feature engineering of natural language processing. In: *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. New York, NY, USA: ACM, 2010. (CIKM '10), p. 1705–1708. ISBN 978-1-4503-0099-5. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1871437.1871709>>. Citado na página 96.

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 42.

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 45, 46 e 47.

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 48, 49, 50 e 51.

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 na página 30.

KUMMITHA, R. K. R.; CRUTZEN, N. How do we understand smart cities? an evolutionary perspective. *Cities*, v. 67, p. 43 – 52, 2017. ISSN 0264-2751. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026427511630378X>>. Citado 3 vezes nas páginas 34, 35 e 36.

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 51.

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*. Hilton Waikoloa Village, Hawaii: [s.n.], 2017. Citado na página 41.

LORENZO, G. D. et al. Exsed: An intelligent tool for exploration of social events dynamics from augmented trajectories. In: *2013 IEEE 14th International Conference on Mobile Data Management*. Milan, Italy: IEEE, 2013. v. 1, p. 323–330. ISSN 1551-6245. Citado 5 vezes nas páginas 63, 65, 70, 71 e 73.

LéCUÉ, F. et al. Smart traffic analytics in the semantic web with star-city: Scenarios, system and lessons learned in dublin city. *Journal of Web Semantics*, v. 27-28, p. 26 – 33, 2014. ISSN 1570-8268. Semantic Web Challenge 2013. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S157082681400050X>>. Citado 6 vezes nas páginas 32, 63, 65, 70, 71 e 99.

MAGHREBI, M. et al. Complementing travel diary surveys with twitter data: Application of text mining techniques on activity location, type and time. In: *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*. Las Palmas, Spain: IEEE, 2015. p. 208–213. ISSN 2153-0017. Citado 4 vezes nas páginas 63, 64, 66 e 67.

MATA, F.; CLARAMUNT, C. A mobile trusted path system based on social network data. In: *Proceedings of the 23rd SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*. New York, NY, USA: ACM, 2015. (SIGSPATIAL '15), p. 101:1–101:4. ISBN 978-1-4503-3967-4. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2820783.2820799>>. Citado 5 vezes nas páginas 63, 64, 70, 71 e 73.

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 47.

MENOULAR, 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 36 e 38.

- 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, Mar 2014. ISSN 1541-1672. Citado na página 96.
- MORENO, M. V. et al. Applicability of big data techniques to smart cities deployments. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, v. 13, n. 2, p. 800–809, April 2017. ISSN 1551-3203. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.
- 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 na página 44.
- MUELLER, A. et al. *WordCloud 1.5.0 – A little word cloud generator in Python*. 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.1322068>>. Citado na página 61.
- MUKHERJEE, T. et al. Janayuja: A people-centric platform to generate reliable and actionable insights for civic agencies. In: *Proceedings of the 2015 Annual Symposium on Computing for Development*. New York, NY, USA: ACM, 2015. (DEV '15), p. 137–145. ISBN 978-1-4503-3490-7. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2830629.2830642>>. Citado 7 vezes nas páginas 63, 65, 67, 68, 69, 70 e 72.
- 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 3 vezes nas páginas 41, 42 e 43.
- 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)*. Chennai, India, 2017. p. 2118–2124. Citado na página 45.
- 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. *Research in Transportation Economics*, v. 39, n. 1, p. 300 – 308, 2013. ISSN 0739-8859. THREDBO 12: Recent developments in the reform of land passenger transport. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S073988591200100X>>. Citado na página 30.
- NI, M.; HE, Q.; GAO, J. Forecasting the subway passenger flow under event occurrences with social media. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, v. 18, n. 6, p. 1623–1632, June 2017. ISSN 1524-9050. Citado 6 vezes nas páginas 66, 67, 69, 71, 72 e 73.
- 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*. Davis, California, 2016. p. 279–286. Citado na página 97.
- 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 48.

- 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 54.
- 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 41.
- 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 35 e 36.
- 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 51.
- 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*. Kona, HI, USA, 2017. p. 219–224. Citado na página 87.
- SETIAWAN, E. B.; WIDYANTORO, D. H.; SURENDRO, K. Feature expansion using word embedding for tweet topic classification. In: *2016 10th International Conference on Telecommunication Systems Services and Applications (TSSA)*. Denpasar, Indonesia: IEEE, 2016. p. 1–5. Citado 3 vezes nas páginas 41, 42 e 96.
- 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*. New Delhi, India, 2016. p. 1310–1315. Citado 5 vezes nas páginas 48, 49, 50, 51 e 52.
- SOBOLEVSKY, S. et al. Scaling of city attractiveness for foreign visitors through big data of human economical and social media activity. In: *2015 IEEE International Congress on Big Data*. New York, NY, USA: IEEE, 2015. p. 600–607. ISSN 2379-7703. Citado 2 vezes nas páginas 63 e 64.
- SOOMRO, K.; KHAN, Z.; HASHAM, K. Towards provisioning of real-time smart city services using clouds. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Utility and Cloud Computing*. New York, NY, USA: ACM, 2016. (UCC '16), p. 191–195. ISBN 978-1-4503-4616-0. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2996890.3007860>>. Citado 3 vezes nas páginas 63, 65 e 70.
- SPTRANS. *Metadados dos dados AVL da SPTrans*. 2017. Obtido via Portal da Transparência da Cidade de São Paulo (protocolo 25392). Citado na página 80.
- 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 56.
- STEIGER, E. et al. Twitter as an indicator for whereabouts of people? correlating twitter with uk census data. *Computers, Environment and Urban Systems*, v. 54, p. 255 – 265, 2015. ISSN 0198-9715. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0198971515300181>>. Citado 6 vezes nas páginas 63, 64, 69, 70, 73 e 96.

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 28.

TALARI, S. et al. A review of smart cities based on the internet of things concept. *Energies*, v. 10, n. 4, 2017. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/1996-1073/10/4/421>>. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.

THOMAZ, G. M. et al. Content mining framework in social media: A fifa world cup 2014 case analysis. *Information & Management*, v. 54, n. 6, p. 786 – 801, 2017. ISSN 0378-7206. Smart Tourism: Traveler, Business, and Organizational Perspectives. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378720616303354>>. Citado 2 vezes nas páginas 63 e 64.

United States Department of Transportation. *ITS Strategic Plan 2015-2019*. 2017. <<https://www.its.dot.gov/strategicplan.pdf>>. Acesso em 17 de setembro de 2017. Citado na página 29.

WANG, S.; SINNOTT, R.; NEPAL, S. Privacy-protected social media user trajectories calibration. In: *2016 IEEE 12th International Conference on e-Science (e-Science)*. Baltimore, MD, USA: IEEE, 2016. p. 293–302. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 65.

WEN, X.; LIN, Y.; PELECHRINIS, K. Pairfac: Event analytics through discriminant tensor factorization. In: ACM. *Proceedings of the 25th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. Indianapolis, Indiana, USA, 2016. p. 519–528. Citado 7 vezes nas páginas 63, 64, 66, 67, 68, 70 e 72.

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*. Guilin, China, 2018. p. 211–215. Citado na página 53.

XIAO, Z.; LIM, H. B.; PONNAMBALAM, L. Participatory sensing for smart cities: A case study on transport trip quality measurement. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, v. 13, n. 2, p. 759–770, April 2017. ISSN 1551-3203. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.

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*. Shanghai, China, 2008. v. 2, p. 663–665. Citado 2 vezes nas páginas 113 e 114.

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 53.

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*. Snowbird, Utah, USA, 2014. p. 157–168. Citado 2 vezes nas páginas 88 e 89.

YOUSAF, J. et al. Generalized multipath planning model for ride-sharing systems. *Frontiers of Computer Science*, v. 8, n. 1, p. 100–118, Feb 2014. ISSN 2095-2236. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s11704-013-3021-6>>. Citado 5 vezes nas páginas 63, 66, 68, 69 e 70.

YU, W. Discovering frequent movement paths from taxi trajectory data using spatially embedded networks and association rules. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, 2018. Citado na página 115.

ZAGAL, R.; MATA, F.; CLARAMUNT, C. Geographical knowledge discovery applied to the social perception of pollution in the city of mexico. In: *Proceedings of the 9th ACM SIGSPATIAL Workshop on Location-based Social Networks*. New York, NY, USA: ACM, 2016. (LBSN16), p. 3:1–3:6. ISBN 978-1-4503-4586-6. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/3021304.3021307>>. Citado 4 vezes nas páginas 63, 71, 73 e 96.

ZENG, W. et al. A visual analytics design for studying rhythm patterns from human daily movement data. *Visual Informatics*, Elsevier, v. 1, n. 2, p. 81–91, 2017. Citado na página 115.

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*. Hangzhou, China, 2014. v. 1, p. 71–75. Citado na página 114.

ZHAO, D. et al. Recognizing metro-bus transfers from smart card data. *Transportation Planning and Technology*, Taylor & Francis, v. 42, n. 1, p. 70–83, 2019. Citado na página 115.

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 82.

Apêndice A - Exemplos de tweets

Neste apêndice, listamos como exemplos alguns tweets das contas selecionadas.

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     "tweet_id" : 894707930217447427,
10    "tweet_account": "CETSP_",
11    "text" : "Referente manifestação Rua Augusta, pista liberada.#ZC"
12 }
13 {
14     "tweet_id" : 894147793060716544,
15     "tweet_account": "CPTM_oficial",
16     "text" : "#L11 Hoje, das 8h à meia-noite, circulação interrompida
17         entre Luz e Brás. P/ seguir viagem, use a L7-Rubi q prestará
18         serviço até a Est. Brás"
19 }
20 {
21     "tweet_id" : 895054721026838530,
22     "tweet_account": "governosp",
23     "text" : "@SANROGE Lamentamos o ocorrido, Rogerio. Estamos
24         trabalhando continuamente para melhorar a segurança na região.
25         Entre maio e junho, [+][1]"
26 }
```

```
21 {
22     "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" : "Polícia 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         nº 235. Defesa Civil Regional acionada para o local. (CCOI) #
47         spagora"
48 }
49 {
50     "tweet_id" : 894694704989732864,
51     "tweet_account": "smtpsp_",
52 }
```

```
45     "text" : "A @sptrans_ irá modificar 14 linhas na Zona Leste para  
46     obras no Monotrilho Saiba mais: https://t.co/fCA0T7WCSY"  
47 }  
48 {  
49     "tweet_id" : 902953598857949184,  
50     "tweet_account": "SPCEDEC",  
51     "text" : "30-08-2017 - Acidente com produto perigoso em com 36 ,  
52     deixa 21 vítimas feridas e 02 ."  
53 }  
54 {  
55     "tweet_id" : 895065137484320769,  
56     "tweet_account": "sptrans_",  
57     "text" : "Obras do Monotrilho desviam itinerários de 14 linhas que  
58     atendem a Av. Sapopemba entre 5 e 11/08, das 23h às 5h: https://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

Neste apêndice, listamos os logradouros utilizados como referência no processo de extração dos endereços dos tweets.

Tabela 16 – Tabela de logradouros com abreviaturas

Abreviatura	Logradouro
ACAMP	Acampamento
AC	Acesso
AD	Adro
ERA	Aeroporto
AL	Alameda
AT	Alto
A	Área
AE	Área especial
ART	Artéria
ATL	Atalho
AV	Avenida
AV-CONT	Avenida contorno
BX	Baixa
BLO	Balão
BAL	Balneário
BC	Beco
BELV	Belvedere
BL	Bloco
BSQ	Bosque
BVD	<i>Boulevard</i>
BCO	Buraco
C	Cais
CALC	Calcada
CAM	Caminho
CPO	Campo

Continua na próxima página

Tabela 16 – continuação da página anterior

Abreviatura	Logradouro
CAN	Canal
CHAP	Chácara
CHAP	Chapadão
CIRC	Circular
COL	Colonia
CMP-VR	Complexo viário
COND	Condomínio
CJ	Conjunto
COR	Corredor
CRG	Córrego
DSC	Descida
DSV	Desvio
DT	Distrito
EVD	Elevada
ENT-PART	Entrada particular
EQ	Entre quadra
ESC	Escada
ESP	Esplanada
ETC	Estação
ESTC	Estacionamento
ETD	Estadio
ETN	Estancia
EST	Estrada
EST-MUN	Estrada municipal
FAV	Favela
FAZ	Fazenda
FRA	Feira
FER	Ferrovia
FNT	Fonte

Continua na próxima página

Tabela 16 – continuação da página anterior

Abreviatura	Logradouro
FTE	Forte
GAL	Galeria
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	Núcleo
PDA	Parada
PDO	Paradouro
PAR	Paralela
PRQ	Parque
PSG	Passagem
PSC-SUB	Passagem subterrânea
PSA	Passarela
PAS	Passeio
PAT	Patio
PNT	Ponta
PTE	Ponte
PTO	Porto

Continua na próxima página

Tabela 16 – continuação da página anterior

Abreviatura	Logradouro
PC	Praça
PC-ESP	Praça de esportes
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	Rotatória
ROT	Rotula
R	Rua
R-LIG	Rua de ligação
R-PED	Rua de pedestre
SRV	Servidão
ST	Setor
SIT	Sitio
SUB	Subida
TER	Terminal
TV	Travessa
TV-PART	Travessa particular
TRV	Trecho

Continua na próxima página

Tabela 16 – continuação da página anterior

Abreviatura	Logradouro
TRV	Trevo
TCH	Trincheira
TUN	Túnel
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: GOMES et al. (2006)

Apêndice C – Detalhamento dos campos da GTFS

Neste apêndice, estão detalhados todos os campos da GTFS para melhor entendimento da especificação.

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, Inc. (2017)

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

Nome do campo	Condisional	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	Condisional	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	Condisional	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	Condisional	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	Condisional	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 parada 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 específica; 2 - não há vias de acesso na parte externa da estação para a parada/plataforma específica</p>

Fonte: Google, Inc. (2017)

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

Nome do campo	Condisional	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	Condisional	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, Inc. (2017)

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

Nome do campo	Condisional	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	Condisional	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	Condisional	Descrição
wheelchair_accessible	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, Inc. (2017)

Tabela 21 – Detalhamento dos campos do arquivo
stop_times.txt da GTFS

Nome do campo	Condisional	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	Condisional	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 paradas, 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	Condisional	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	Condisional	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	Condisional	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	Condisional	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	Condisional	Descrição
<i>shape_dist_traveled</i>	Opcional	<p>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>.</p>

Fonte: Google, Inc. (2017)

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

Nome do campo	Condisional	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	Condisional	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	Condisional	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, Inc. (2017)

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

<i>service_id</i>	Obrigatório	Contém um ID que identifica 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, Inc. (2017)

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, Inc. (2017)

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, Inc. (2017)

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, Inc. (2017)

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

Nome do campo	Condisional	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 frequência 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	Condisional	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	Condisional	Descrição
<i>exact_times</i>	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, Inc. (2017)

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

Nome do campo	Condisional	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, to_stop_id</i>) especificado. Os valores válidos deste campo são: 0 ou (vazio) <ul style="list-style-type: none"> - 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	Condisional	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, Inc. (2017)

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

Nome do campo	Condisional	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	Condisional	Descrição
<i>feed_start_date / feed_end_date</i>	Opcional	<p>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.</p> <p>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.</p>

Continua na próxima página

Tabela 29 – continuação da página anterior

Nome do campo	Condisional	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, Inc. (2017)

Apêndice D – Linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção

Neste apêndice, listamos todas as linhas de ônibus que foram impactadas pelos eventos de exceção identificados nos experimentos desse trabalho.

Tabela 30 – Linhas de ônibus impactadas por eventos de exceção

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33121	1623	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. STO. AMARO
32826	1502	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. JOÃO DIAS
32805	1490	TERM. PRINC. ISABEL / CHÁC. SANTANA
34085	1464	TERM. BANDEIRA / JD. VAZ DE LIMA
34233	1418	TERM. BANDEIRA / TERM. VARGINHA
33123	1408	TERM. BANDEIRA / TERM. STO. AMARO
32829	1405	TERM. BANDEIRA / TERM. CAPELINHA
35174	1388	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. STO. AMARO
32827	1378	TERM. BANDEIRA / TERM. CAPELINHA
33128	1373	TERM. BANDEIRA / SOCORRO
33129	1366	TERM. BANDEIRA / VL. CRUZEIRO
33389	1342	TERM. PINHEIROS / METRÔ TUCURUVI
32772	1324	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. STO. AMARO
33377	1310	PERDIZES / AEROPORTO
33336	1308	PINHEIROS / IMIRIM
33126	1306	TERM. BANDEIRA / INOCOOP CAMPO LIMPO
34861	1305	METRÔ STA. CECÍLIA / TERM. STO. AMARO
34062	1291	TERM. BANDEIRA / JD. LUSO
34789	1287	METRÔ ARMÊNIA / SHOP. MORUMBI
34218	1276	TERM. BANDEIRA / TERM. GUARAPI-RANGA
32825	1263	TERM. BANDEIRA / TERM. JOÃO DIAS
34061	1255	PQ. IBIRAPUERA / JD. MIRIAM
32814	1230	TERM. BANDEIRA / TERM. STO. AMARO
34050	1230	PQ. D. PEDRO II / CID. ADEMAR

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
32816	1220	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. STO. AMARO
34831	1217	TERM. BANDEIRA / JD. PAULO VI
35109	1202	TERM. PINHEIROS / TERM. PQ. D. PEDRO II
33284	1199	ITAIM BIBI / METRÔ SANTANA
34139	1196	TERM. BANDEIRA / CEASA
33236	1194	TERM. BANDEIRA / JD. JAQUELINE
35229	1193	TURISMO / CIRCULAR
34884	1181	BUTANTÃ / TERM. PQ. D. PEDRO II
34048	1177	LGO. SÃO FRANCISCO / JD. SELMA
32885	1174	ACLIMAÇÃO / TERM. PRINC. ISABEL
34883	1173	TERM. PINHEIROS / TERM. PQ. D. PEDRO II
34064	1170	PQ. IBIRAPUERA / JD. MIRIAM
34076	1164	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. GUARAPI-RANGA
32813	1144	PÇA. DA SÉ / CHÁC. SANTANA
32892	1140	ACLIMAÇÃO / TERM. PRINC. ISABEL
34685	1138	TERM. BANDEIRA / TERM. CAMPO LIMPO
32769	1135	LGO. SÃO FRANCISCO / TERM. CAPELI-NHA
33258	1131	LGO. DA PÓLVORA / JD. MARIA LUIZA
34100	1121	TERM. PRINC. ISABEL / CID. UNIVERSITÁRIA
33363	1110	PÇA. JOÃO MENDES / JD. MIRIAM
34210	1099	LGO. SÃO FRANCISCO / TERM. VARGINHA
32838	1096	PÇA. DA SÉ / PQ. RES. COCAIA
34138	1082	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. PINHEIROS
33253	1077	METRÔ BELÉM / JD. BONFIGLIOLI
32837	1074	PÇA. DO CORREIO / SESC/ORION
35197	1069	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. PINHEIROS
33075	1062	LAPA / IPIRANGA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
32849	1058	LGO. SÃO FRANCISCO / VL. SÃO JOSÉ
32846	1056	METRÔ BRÁS / TERM. GRAJAÚ
33112	1056	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. SÃO SAVÉRIO
35208	1052	STA. CECÍLIA / TERM. VL. MARIANA
34134	1048	METRÔ ANA ROSA / MORRO GRANDE
34045	1047	TERM. PRINC. ISABEL / JD. MIRIAM
33443	1046	ANA ROSA / METRÔ SANTANA
33357	1030	METRÔ ANA ROSA / VL. BRASILÂNDIA
33457	1026	METRÔ VL. MADALENA / PQ. EDÚ CHAVES
35160	1019	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. GRAJAÚ
33425	1015	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ SANTANA
33117	1012	POMPÉIA ATÉ VL. ROMANA / SACOMÃ
34660	1008	ACLIMAÇÃO / TERM. CAMPO LIMPO
35207	988	STA. CECÍLIA / TERM. VL. MARIANA
33264	983	EST. DA LUZ / JD. BOA VISTA
32939	976	LGO. SÃO FRANCISCO / JD. ÂNGELA
32831	972	LGO. SÃO FRANCISCO / TERM. CAPELI-NHA
33131	964	HOSP. DAS CLÍNICAS / TERM. STO. AMARO
34098	960	TERM. PQ. D. PEDRO II / CID. UNIVERSITÁRIA
35276	955	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / TERM. CAMPO LIMPO
33538	953	PAULISTA / PARAISÓPOLIS
33111	947	TERM. AMARAL GURGEL / JD. DA SAÚDE
33391	943	METRÔ JABAQUARA / METRÔ SANTANA
33122	939	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. STO. AMARO
35175	939	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. STO. AMARO
33328	935	HOSP. DAS CLÍNICAS / LAUZANE PAULISTA
33114	929	TERM. PINHEIROS / SACOMÃ
32897	924	LUZ / TERM. A. E. CARVALHO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33280	914	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / JD. JOÃO XXII-I/EDUC.
33272	912	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / JD. JOÃO XXIII
34832	906	TERM. PRINC. ISABEL / RIO PEQUENO
33275	902	METRÔ ANA ROSA / JD. GUARAÚ
34144	902	PÇA. DA SÉ / CID. UNIVERSITÁRIA
35280	902	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. PINHEIROS
35196	894	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ BUTANTÃ
34694	890	PARAÍSO / TERM. CAMPO LIMPO
33398	884	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ SANTANA
33042	879	PÇA. DA SÉ / JD. IV CENTENÁRIO
33277	870	TERM. PRINC. ISABEL / COHAB RAPOSO TAVARES
34840	870	ANHANGABAÚ / SHOP. CONTINENTAL
34149	869	METRÔ PARAÍSO / VL. ANASTÁCIO
33224	861	METRÔ VL. MARIANA / TERM. PIRITUBA
33116	860	RIO PEQUENO / IPIRANGA
34196	855	SOCORRO / LAPA
34108	832	METRÔ VL. MARIANA / TERM. LAPA
33361	831	PÇA. DA SÉ / BALN. SÃO FRANCISCO
32884	826	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. CASA VERDE
33366	820	PÇA. JOÃO MENDES / ELDORADO
33239	819	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / PQ. CONTINENTAL
34101	819	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / MERCADO DA LAPA
33343	812	PÇA. DO CORREIO / JD. GUARANI
34283	810	PÇA. JOÃO MENDES / ELDORADO
35148	804	METRÔ VL. MADALENA / TERM. SACOMÃ
35072	800	METRÔ BARRA FUNDA / CONEXÃO PETRÔNIO PORTELA
35085	793	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. CASA VERDE

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33534	791	CARDOSO DE ALMEIDA / MACHADO DE ASSIS
33198	790	PÇA. DO CORREIO / CID. D'ABRIL 3 ^a GLEBA
35050	786	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. LAPA
33486	782	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO MATHEUS
33342	776	PÇA. DO CORREIO / JD. PAULISTANO
33090	771	PÇA. DA REPÚBLICA / SHOP. PLAZA SUL
33356	770	PÇA. DO CORREIO / PEDRA BRANCA
33763	767	PÇA. JOÃO MENDES / JD. VL. FORMOSA
34102	765	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / LAPA
34109	757	METRÔ ANA ROSA / METRÔ BARRA FUNDA
32869	753	PINHEIROS / GRAJAÚ
34107	753	TERM. PQ. D. PEDRO II / PQ. DA LAPA
33348	748	PÇA. DO CORREIO / TAIPAS
34393	743	PÇA. DO CORREIO / TERM. SAPOPEMBA
34200	741	LGO. DO PAISSANDÚ / TERM. PIRITUBA
33200	737	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / CID. D'ABRIL
33230	732	LGO. DO PAISSANDÚ / TERM. CACHOEIRINHA
33476	726	PÇA. DO CORREIO / TERM. CACHOEIRINHA
34195	724	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / APIACÁS
33130	723	METRÔ ANA ROSA / TERM. STO. AMARO
34127	716	PÇA. DO CORREIO / FREGUESIA DO Ó
35104	716	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. A. E. CARVALHO
32934	714	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. SÃO PAULO
33077	714	BOM RETIRO / PQ. SÃO LUCAS
33170	714	TERM. PQ. D. PEDRO II / ITAIM PAULISTA
33211	714	LGO. DO PAISSANDÚ / JD. LÍBANO
33206	707	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / MORRO DOCE
35011	704	METRÔ - TRIANON - MASP / VL. GOMES

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34128	703	PÇA. DO CORREIO / BRASILÂNDIA
33214	702	LGO. DO PAISSANDÚ / MANGALOT
32834	700	TERM. PINHEIROS / TERM. CAPELINHA
33229	699	PÇA. DO CORREIO / TERM. CACHOEIRINHA
32871	696	PINHEIROS / VL. SÃO JOSÉ
35051	696	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. LAPA
35163	691	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ JABAQUARA
32953	689	TERM. PINHEIROS / TERM. JD. ÂNGELA
34033	682	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / TERM. PIRITUBA
34942	680	TERM. PQ. D. PEDRO II / INÁCIO MONTEIRO
32900	672	PÇA. DO CORREIO / SÃO MIGUEL
33089	672	TERM. PQ. D. PEDRO II / VL. GUMERCINDO
33966	662	METRÔ VL. MARIANA / TERM. PARELHEIROS
33365	660	PÇA. JOÃO MENDES / DIV. DIADEMA
34941	659	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. CID. TIRADENTES
33506	655	TERM. PQ. D. PEDRO II / SÃO MATEUS
33536	651	PÇA. DA REPÚBLICA / GENTIL DE MOURA
35143	651	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO MATEUS
35145	649	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO MATEUS
33502	647	TERM. PQ. D. PEDRO II / SÃO MATEUS
34940	643	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. MARÍLIA
34396	642	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SAOPEMBA
34928	641	TERM. PQ. D. PEDRO II / E.T. ITAQUERA
33088	640	PÇA. DA REPÚBLICA / VL. MONUMENTO
33245	640	METRÔ - TRIANON - MASP / PQ. CONTINENTAL

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33058	638	TERM. PQ. D. PEDRO II / PQ. STA. MADALENA
33151	634	TERM. PQ. D. PEDRO II / OLIVEIRINHA
35162	634	TERM. PINHEIROS / METRÔ JABAQUARA
34761	632	TERM. PINHEIROS / EST. STO. AMARO/GUIDO CALOI
34939	632	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO Mateus
34394	630	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SAOP-PEMBA
32833	629	HOSP. DAS CLÍNICAS / TERM. JOÃO DIAS
34086	628	METRÔ SÃO JUDAS / PQ. STO. ANTONIO
33226	627	PÇA. DO CORREIO / TERM. CASA VERDE
33237	624	METRÔ BARRA FUNDA / RIO PEQUENO
32879	623	METRÔ VL. MARIANA / TERM. GRAJAÚ
33146	623	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. CAMARGO VELHO
34938	623	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. CID. TIRADENTES
33144	619	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. NAZARÉ
33232	615	ITAIM BIBI / COHAB TAIPAS
33535	613	PÇA. DA REPÚBLICA / STA. MARGARIDA MARIA
33078	612	PÇA. ALMEIDA JR. / PQ. STA. MADALENA
34140	611	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. PINHEIROS
35081	609	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ TUCURUVI
35274	608	PÇA. RAMOS DE AZEVEDO / TERM. LAPA
35110	606	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ ITAQUERA
35178	605	TERM. PINHEIROS / TERM. STO. AMARO
35246	605	TERM. PINHEIROS / METRÔ SANTANA
32910	597	TERM. PQ. D. PEDRO II / VL. MARA
34977	597	TERM. MERCADO / TERM. SÃO MATEUS
33093	596	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. PLANALTO
33448	594	METRÔ BARRA FUNDA / JD. FONTÁLIS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34409	594	PÇA. ALMEIDA JR. / TERM. SAPOPEMBA
34443	594	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. CELESTE
33142	593	TERM. PQ. D. PEDRO II / VL. NOVA CURUÇÁ
33072	592	TERM. STO. AMARO / IPIRANGA
33461	590	LIBERDADE / PQ. EDÚ CHAVES
34427	586	PÇA. DO CORREIO / TERM. SACOMÃ
33462	585	PÇA. DO CORREIO / PQ. EDÚ CHAVES
34386	585	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SÃO MIGUEL
35150	585	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SACOMÃ
34804	581	E.T. ÁGUA ESPRAIADA / TERM. GRAJAU
35068	579	METRÔ BARRA FUNDA / TERM. PQ. D. PEDRO II
35080	579	TERM. PINHEIROS / METRÔ SANTANA
33441	575	MUSEU DO IPIRANGA / VL. SABRINA
33468	574	PÇA. DO CORREIO / JD. BRASIL
35103	574	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. A. E. CARVALHO
33439	568	TERM. AMARAL GURGEL / VL. SABRINA
33326	566	LAPA / METRÔ SANTANA
33095	565	TERM. PQ. D. PEDRO II / ZOOLÓGICO
32975	564	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. A. E. CARVALHO
33372	564	PINHEIROS / VL. CLARA
33482	561	PÇA. DA SÉ / PÇA. SILVIO ROMERO
33481	559	PÇA. DA SÉ / TERM. VL. CARRÃO
33460	557	LIBERDADE / VL. MEDEIROS
32815	556	TERM. PINHEIROS / TERM. STO. AMARO
33000	554	METRÔ VL. MARIANA / PENHA
35278	554	METRÔ STA. CRUZ / TERM. LAPA
35079	553	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ TUCURUVI
33680	550	PQ. D. PEDRO II / UNIÃO DE VL. NOVA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
32909	548	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. A. E. CARVALHO
33514	546	TERM. PQ. D. PEDRO II / VL. DALILA
33610	545	CORREIO / PQ. VL. MARIA
33879	545	IBIRAPUERA / JD. ELBA
33359	543	TERM. PRINC. ISABEL / VOITH
33427	540	PÇA. DO CORREIO / VL. SABRINA
34007	540	ITAIM BIBI / TERM. JD. ÂNGELA
35125	539	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. VL. CARÃO
33578	536	BOM RETIRO / JD. ELISA MARIA
33287	532	TERM. AMARAL GURGEL / JD. PERY ALTO
33079	530	PÇA. ALMEIDA JR. / VL. EMA
32903	528	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. DANFER
32776	527	METRÔ ANA ROSA / TERM. CAPELINHA
35230	526	TERM. PINHEIROS / TERM. STO. AMARO
33354	525	TERM. PRINC. ISABEL / COHAB TAIPAS
34788	525	ITAIM BIBI / TERM. GUARAPIRANGA
34090	523	METRÔ VL. MARIANA / TERM. CAPELINHA
34943	522	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. VL. CARÃO
34693	521	METRÔ STA. CRUZ / TERM. CAMPO LIMPO
35146	512	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SACOMÃ
33852	509	TERM. PQ. D. PEDRO II / JD. COLORADO
34758	505	METRÔ PÇA. DA ÁRVORE / JD. ÂNGELA
35082	505	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ TUCURUVI
33191	504	ITAIM BIBI / TERM. PIRITUBA
33255	504	PAULISTA / COHAB EDUCANDÁRIO
33479	500	TERM. BANDEIRA / TERM. PQ. D. PEDRO II
33276	494	METRÔ BARRA FUNDA / JD. ARPOADOR
33034	490	PÇA. D. GASTÃO / JD. MIRIAM
35144	489	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. SACOMÃ
34395	488	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. SAPO-PEMBA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34650	485	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. PENHA
34669	483	METRÔ CONCEIÇÃO / TERM. CAMPO LIMPO
34008	478	MORUMBI SHOP. / JD. GUARUJÁ
32966	476	METRÔ STA. CRUZ / TERM. JD. ÂNGELA
35069	467	TERM. PINHEIROS / CACHOEIRINHA
35147	467	TERM. PINHEIROS / TERM. SACOMÃ
33564	457	HOSP. DAS CLÍNICAS / JD. DAS PALMAS
34903	455	TERM. PINHEIROS / CONEXÃO VL. IÓRIO
32893	454	TERM. PQ. D. PEDRO II / TERM. VL. PRUDENTE
34084	454	TERM. PINHEIROS / COHAB ADVENTISTA
33032	448	PQ. IBIRAPUERA / JD. SELMA
33904	448	SHOP. MORUMBI / METRÔ CONCEIÇÃO
33473	447	PQ. D. PEDRO II / PQ. NOVO MUNDO
35023	447	TERM. PQ. D. PEDRO II / METRÔ SANTANA
33337	445	METRÔ SANTANA / HOSP. CACHOEIRINHA
33628	445	MOOCA / CEM. PQ. DOS PINHEIROS
34083	444	PINHEIROS / VALO VELHO
32836	443	METRÔ SÃO JUDAS / TERM. JOÃO DIAS
34860	440	METRÔ ANA ROSA / E.T. ÁGUA ESPRAIADA
33585	437	METRÔ SANTANA / JD. ALMANARA
33375	434	METRÔ VERGUEIRO / ELDORADO
33558	434	STO. AMARO / REAL PQ.
33539	433	BROOKLIN NOVO / REAL PQ.
34745	426	ITAIM BIBI / JD. MIRIAM
33233	423	ITAIM BIBI / JD. NARDINI
33561	423	E.T. ÁGUA ESPRAIADA / JD. PAULO VI
35252	418	TERM. STO. AMARO / E.T. ÁGUA ESPRAIADA
35083	409	TERM. PINHEIROS / TERM. CACHOEIRINHA
35206	408	METRÔ VL. MARIANA / METRÔ BUTANTÃ
34619	399	TERM. MERCADO / TERM. VL. PRUDENTE
33555	398	CAMPO BELO / PARAISÓPOLIS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34419	396	TERM. MERCADO / TERM. SACOMÃ
33302	395	METRÔ BARRA FUNDA / PEDRA BRANCA
34246	393	METRÔ STA. CRUZ / TERM. STO. AMARO
34527	390	E.T. ÁGUA ESPRAIADA / METRÔ CONCEIÇÃO
33251	387	METRÔ BARRA FUNDA / PINHEIROS/VILA IDA
33234	386	TERM. PRINC. ISABEL / TERM. CACHOEIRINHA
33548	378	SHOP. MORUMBI / JD. INGÁ
34684	368	SHOP. MORUMBI / TERM. CAMPO LIMPO
33994	366	STO. AMARO / JD. UNIVERSAL
35084	365	METRÔ VL. MADALENA / METRÔ SANTANA
34051	363	PQ. IBIRAPUERA / VL. STA. CATARINA
33333	361	CEASA / METRÔ SANTANA
33370	360	LGO. CAMBUCI / AMERICANÓPOLIS
32874	357	METRÔ JABAQUARA / PQ. RES. COCAIA
33274	356	HOSP. DAS CLÍNICAS / JD. JOÃO XXIII
34059	355	METRÔ ANA ROSA / JD. MIRIAM
33675	354	ITAIM PAULISTA / VL. CALIFÓRNIA
33516	349	METRÔ BRESSER / CID. TIRADENTES
35067	348	MORRO GRANDE / METRÔ BARRA FUNDA
33450	347	TERM. PRINC. ISABEL / PQ. VL. MARIA
33540	346	HOSP. DAS CLÍNICAS / JD. ROSA MARIA
33455	345	TERM. VL. CARRÃO / JAÇANÃ
33581	344	METRÔ BARRA FUNDA / JD. VISTA ALEGRE
34209	344	METRÔ JABAQUARA / TERM. VARGINHA
35015	343	LGO. DA CONCÓRDIA / JD. FILHOS DA TERRA
33037	342	PQ. IBIRAPUERA / JD. APURÁ
34966	341	METRÔ TATUAPÉ / JD. SOARES
35149	341	METRÔ SANTANA / TERM. SACOMÃ
33429	340	TERM. PRINC. ISABEL / PQ. EDÚ CHAVES
34049	340	TERM. GUARAPIRANGA / JD. MIRIAM

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34867	340	STO. AMARO / PARAISÓPOLIS
35166	340	MORUMBI SHOP. / METRÔ JABAQUARA
34014	338	SHOP. ARICANDUVA / HOSP. IPIRANGA
34494	338	SHOP. MORUMBI / BUTANTÃ
34856	338	ITAIM BIBI / TERM. LAPA
35191	338	TERM. PINHEIROS / TERM. JOÃO DIAS
32855	337	TERM. STO. AMARO / JD. ICARAÍ
32877	334	METRÔ JABAQUARA / GRAJAÚ
34826	334	SHOP. MORUMBI / TERM. CAMPO LIMPO
34043	331	METRÔ STA. CRUZ / CPTM AUTÓDROMO
33472	328	LUZ / CANGAÍBA
33190	327	TERM. PINHEIROS / VL. PIAUÍ
33243	324	ITAIM BIBI / RIO PEQUENO
33657	323	METRÔ BARRA FUNDA / JD. GUARANI
34717	322	LAPA / CAMPO LIMPO
33635	319	PINHEIROS / METRÔ BARRA FUNDA
34425	318	METRÔ VERGUEIRO / TERM. SACOMÃ
34968	316	METRÔ TATUAPÉ / TERM. CID. TIRADENTES
34132	314	METRÔ BARRA FUNDA / PENTEADO
33625	307	METRÔ TATUAPÉ / JD. TREMEMBÉ
33897	307	E.T. ÁGUA ESPRAIADA / JD. SELMA
33474	302	PENHA / METRÔ SANTANA
34398	302	METRÔ BRESSER / HOSP. SAPOPEMBA
33269	301	METRÔ BARRA FUNDA / JD. JOÃO XXIII
33952	301	AEROPORTO / CONJ. HAB. PALMARES
33544	299	PINHEIROS / PARAISÓPOLIS
33656	299	METRÔ BARRA FUNDA / JD. TEREZA
34453	299	TERM. VL. CARRÃO / METRÔ CONCEIÇÃO
33176	298	LAPA / JARAGUÁ
33908	298	TERM. STO. AMARO / TERM. PARELHÉROS
34979	298	MUSEU DO IPIRANGA / SÃO MATEUS
33543	295	PINHEIROS / PQ. ARARIBA
33553	294	STO. AMARO / JD. JAQUELINE

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34439	293	JD. ITÁPOLIS / TERM. SACOMÃ
35156	293	JD. ITÁPOLIS / TERM. SACOMÃ
33596	291	METRÔ BARRA FUNDA / VL. TEREZINHA
33015	290	METRÔ TATUAPÉ / VL. SANTANA
33182	290	LAPA / PERUS
35013	288	LAPA / JD. BOA VISTA
33922	283	TERM. STO. AMARO / JD. SÃO BERNARDO
34110	282	JAGUARÉ / CITY JARAGUÁ
34990	282	METRÔ BRESSER / CONJ. MANOEL DA NÓ-BREGA
33387	281	SHOP. CENTER NORTE / JD. VISTA ALEGRE
33964	280	TERM. STO. AMARO / JD. HERPLIN
33056	276	MOOCA / PQ. STA. MADALENA
33477	276	SHOP. CENTER NORTE / JD. DAMASCENO
35201	276	TERM. PINHEIROS / TERM. LAPA
33241	275	PINHEIROS / JD. ADALGIZA
35179	275	TERM. PINHEIROS / TERM. CAMPO LIMPO
33859	274	METRÔ BRESSER / JD. ITÁPOLIS
34962	274	LGO. DA CONCÓRDIA / SHOP. ARICANDUVA
34659	273	TERM. PINHEIROS / TERM. CAMPO LIMPO
34397	271	METRÔ BELÉM / JD. WALKIRIA
34058	270	TERM. STO. AMARO / METRÔ JABAQUARA
34391	270	METRÔ BELÉM / TERM. SAPOPEMBA
34857	269	TERM. PINHEIROS / LAPA
33470	267	METRÔ SANTANA / TERM. PENHA
34211	267	TERM. STO. AMARO / TERM. VARGINHA
35157	267	VL. PRUDENTE / METRÔ VL. MARIANA
33943	266	TERM. STO. AMARO / VARGEM GRANDE
33919	265	TERM. GRAJAÚ / JD. CASTRO ALVES
33043	264	METRÔ CONCEIÇÃO / SHOP. SP MARKET
33001	263	METRÔ PENHA / GUAIANAZES
33049	261	SHOP. METRÔ TATUAPÉ / JD. GUAIRACÁ
33165	261	METRÔ TATUAPÉ / JD. ROMANO
34191	261	METRÔ BARRA FUNDA / VL. ZATT

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34414	261	MOEMA / TERM. SACOMÃ
33017	259	CERET / JD. HELENA
33876	259	METRÔ BELÉM / PQ. BANCÁRIO
33882	259	STO. AMARO / JABAQUARA
35165	259	TERM. STO. AMARO / TERM. GRAJAÚ
33982	258	STO. AMARO / JD. MACEDÔNIA
33989	258	TERM. STO. AMARO / JD. D. JOSÉ
35022	258	METRÔ BARRA FUNDA / CID. UNIVERSITÁRIA
32882	255	METRÔ JABAQUARA / JD. STA. BARBARA
33240	255	TERM. LAPA / RIO PEQUENO
33266	254	LAPA / JD. D'ABRIL
33626	254	METRÔ BELÉM / VL. ZILDA
33382	253	METRÔ SANTANA / CPTM JARAGUÁ
33990	253	STO. AMARO / VALO VELHO
35151	253	TERM. SACOMÃ / TERM. SAPOPEMBA
33933	252	TERM. STO. AMARO / JD. PROGRESSO
35209	252	COHAB RAPOSO TAVARES / TERM. PINHEIROS
33668	250	METRÔ BARRA FUNDA / JD. PERY ALTO
33614	249	TIETÊ / JOVA RURAL
34273	249	TERM. STO. AMARO / TERM. GRAJAÚ
34964	249	METRÔ CARRÃO / JD. NOVA VITÓRIA
35161	249	TERM. STO. AMARO / TERM. GRAJAÚ
33985	248	STO. AMARO / VALO VELHO
33986	248	STO. AMARO / JD. JANGADEIRO
35014	246	LAPA / COHAB RAPOSO TAVARES
35271	246	METRÔ JABAQUARA / TERM. GUARAPI-RANGA
33956	245	TERM. STO. AMARO / JD. ICARAÍ
33426	244	SHOP. D / JD. PRIMAVERA
33893	243	HOSP. SÃO PAULO / JD. MIRIAM
33611	242	LAPA / JD. PERY ALTO
35203	242	PQ. CONTINENTAL / TERM. PINHEIROS
33991	241	STO. AMARO / JD. SÃO BENTO NOVO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33067	240	METRÔ VL. MARIANA / JD. MARIA ESTELA II
33346	240	TERM. LAPA / JD. DOS CUNHAS
33595	240	METRÔ BARRA FUNDA / JD. DOS FRANCOS
33609	238	LAPA / LAUZANE PAULISTA
33924	238	TERM. STO. AMARO / JD. ORION
32987	237	CONJ. JOSÉ BONIFÁCIO / PENHA
33984	237	STO. AMARO / JD. DAS ROSAS
34976	237	METRÔ CARRÃO / TERM. SAPOPEMBA
34077	236	STO. AMARO / VALO VELHO
33380	235	METRÔ SANTANA / VL. PENTEADO
33632	235	METRÔ TUCURUVI / JD. MARINA
34423	235	PQ. BELÉM / TERM. SACOMÃ
33371	234	STO. AMARO / METRÔ JABAQUARA
33983	234	STO. AMARO / JD. MITSUTANI
35033	234	LAPA / MANDAQUI
33869	232	METRÔ TAMANDUATEÍ / PQ. STA. MADA-LENA
33910	232	TERM. STO. AMARO / UNISA-CAMPUS 1
33987	232	STO. AMARO / JD. TRÊS ESTRELAS
34960	232	TERM. PENHA / CPTM JOSÉ BONIFÁCIO
32824	230	STO. AMARO / CAPÃO REDONDO
34834	230	TERM. PINHEIROS / JD. COLOMBO
34945	230	TERM. VL. CARRÃO / GUAIANAZES
32872	229	TERM. STO. AMARO / PQ. AMÉRICA
33106	229	SHOP. IBIRAPUERA / VL. BRASILINA
35164	229	TERM. STO. AMARO / TERM. GRAJAU
33339	227	METRÔ SANTANA / COHAB BRASILÂNDIA
33848	226	METRÔ BELÉM / VL. INDUSTRIAL
34935	226	METRÔ BELÉM / TERM. SÃO MATEUS
35200	226	CEASA / TERM. PINHEIROS
33157	224	METRÔ PENHA / JD. ROMANO
34872	224	SHOP. D / PQ. EDU CHAVES
33311	220	SHOP. D / JD. PERY ALTO
33819	220	METRÔ CARRÃO / 3A. DIVISÃO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33827	220	METRÔ CARRÃO / RES. STA. BÁRBARA
33867	220	VL. PRUDENTE / SÃO MATEUS
34983	220	METRÔ CARRÃO / JD. STO. ANDRÉ
35180	220	TERM. STO. AMARO / TERM. CAPELINHA
33550	218	SHOP. SP MARKET / CAMPO LIMPO
33026	216	TERM. VL. CARRÃO / GUAIANAZES
33101	216	METRÔ VL. MARIANA / JD. SÃO SAVÉRIO
33299	216	LAPA / COHAB ANTÁRTICA
33325	215	SHOP. CENTER NORTE / COHAB ANTÁRTICA
33393	215	METRÔ SANTANA / JD. CORISCO
33432	215	METRÔ BELÉM / SHOP. CENTER NORTE
34560	215	METRÔ SANTANA / PEDRA BRANCA
33009	214	METRÔ TATUAPÉ / CID. PEDRO JOSÉ NUNES
34016	214	LAPA / METRÔ BARRA FUNDA
32858	213	TERM. STO. AMARO / JD. GRAUNA
34836	213	TERM. PINHEIROS / COHAB EDUCANDÁRIO
33936	212	SHOP. INTERLAGOS / JD. LUCÉLIA
33981	212	STO. AMARO / VL. GILDA
34668	212	TERM. STO. AMARO / TERM. CAMPO LIMPO
34967	212	METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA / BARRO BRANCO
33878	211	METRÔ CARRÃO / JD. VERA CRUZ
32999	209	METRÔ PENHA / PARADA XV DE NOVEMBRO
33039	209	TERM. STO. AMARO / VL. IMPÉRIO
33136	209	TERM. PENHA / JD. DAS OLIVEIRAS
33158	209	METRÔ VL. MATILDE / CID. KEMEL II
33314	209	SHOP. CENTER NORTE / VL.NOVA CACHOEIRINHA
35153	209	JD. PLANALTO / TERM. SACOMÃ
33863	208	METRÔ TATUAPÉ / VL. CALIFÓRNIA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34837	208	TERM. PINHEIROS / JD. D'ABRIL
34904	208	METRÔ SANTANA / VL. SABRINA
33914	207	SHOP. INTERLAGOS / JD. SÃO BERNARDO
34406	207	SHOP. METRÔ TATUAPÉ / DIV. SÃO CAETANO
32923	206	CERET / TERM. A. E. CARVALHO
32944	206	TERM. STO. AMARO / TERM. CAPELINHA
33244	206	SESC POMPÉIA / PQ. CONTINENTAL
33412	206	METRÔ SANTANA / CACHOEIRA
35167	206	JD. LUSO / TERM. STO. AMARO
33597	205	METRÔ BARRA FUNDA / JD. PAULISTANO
33770	205	PENHA / JD. MARÍLIA
33139	203	TERM. ARICANDUVA / CID. KEMEL
33992	203	STO. AMARO / JD. LÍDIA
35177	203	TERM. STO. AMARO / TERM. CAPELINHA
32820	202	TERM. STO. AMARO / TERM. CAPELINHA
33906	202	METRÔ CONCEIÇÃO / PQ. PRIMAVERA
35202	202	JD. JOÃO XXIII / TERM. PINHEIROS
33515	201	TERM. PENHA / TERM. SÃO MATEUS
33556	201	STO. AMARO / PARAÍSÓPOLIS
33653	201	LAPA / VL. TEREZINHA
35128	201	TERM. PENHA / TERM. SÃO MATEUS
34053	200	TERM. STO. AMARO / JD. LUSO
34936	200	METRÔ CARRÃO / TERM. SÃO MATEUS
34400	199	METRÔ CARRÃO / TERM. SAPOPEMBA
34105	198	HOSP. DAS CLÍNICAS / LAPA
34407	198	DIV. DE SÃO CAETANO / SÃO MATEUS
35095	198	CEM. PQ. DOS PINHEIROS / METRÔ SANTANA
33030	197	LAR ESC. SÃO FRANCISCO / METRÔ VL. MARIANA
33726	197	SHOP. ARICANDUVA / COHAB JOSÉ BONIFÁCIO
33934	197	SHOP. INTERLAGOS / CANTINHO DO CÉU
34483	197	METRÔ TATUAPÉ / PQ. SÃO LUCAS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34847	196	BUTANTÃ / PQ. IPÊ
33551	195	STO. AMARO / JD. TABOÃO
33972	195	STO. AMARO / PQ. INDEPENDÊNCIA
33074	194	METRÔ VL. MARIANA / HELIÓPOLIS
33873	194	TERM. NORTE METRÔ CARRÃO / VL. INDUSTRIAL
33973	194	STO. AMARO / VL. CALÚ
33100	193	METRÔ VL. MARIANA / JD. CLÍMAX
33402	193	METRÔ SANTANA / JD. FONTÁLIS
33870	193	OBJETIVO UNIP / VL. DAS MERCÊS
32954	192	TERM. STO. AMARO / JD. NAKAMURA
32876	190	METRÔ JABAQUARA / CENTRO SESC
32994	190	METRÔ ARTUR ALVIM / JD. ROBRU
33166	190	METRÔ PENHA / JD. NAZARÉ
33741	190	METRÔ BELÉM / JD. ITÁPOLIS
33885	190	STO. AMARO / JD. LUSO
34035	190	METRÔ BARRA FUNDA / TERM. PIRITUBA
35091	190	LGO. DO PERY / METRÔ TUCURUVI
33011	189	METRÔ VL. MATILDE / CPTM JOSÉ BONIFÁCIO
33451	189	METRÔ BELÉM / CENTER NORTE
33630	189	METRÔ BELÉM / VL. CONSTANÇA
35034	189	METRÔ CARANDIRU / JD. BRASIL
33421	188	METRÔ SANTANA / JD. FONTÁLIS
33731	188	SHOP. ARICANDUVA / VL. MINERVA
34010	188	STO. AMARO / JD. CAPELA
34851	188	BUTANTÃ / JD. INGÁ
34937	188	METRÔ PENHA / TERM. CID. TIRADENTES
33411	187	METRÔ SANTANA / VL. NOVA GALVÃO
33761	187	METRÔ TAMANDUATEÍ / SHOP. ARICANDUVA
34137	187	METRÔ BARRA FUNDA / TERM. CACHOEIRINHA
34171	187	METRÔ SANTANA / CEM. PQ. DOS PINHEIROS

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34557	187	METRÔ SANTANA / JD. CABUÇU
33566	186	LAPA / PERUS
33788	186	METRÔ PENHA / COHAB JOSÉ BONIFÁCIO
33874	186	METRÔ STA. CRUZ / SACOMÃ
33975	186	STO. AMARO / PQ. CEREJEIRA
35097	186	CACHOEIRA / METRÔ SANTANA
32913	185	METRÔ TATUAPÉ / VL. CISPER
32932	185	TERM. SÃO MATEUS / JD. HELENA
33651	185	LAPA / JD. PAULISTANO
33086	184	METRÔ VL. MARIANA / VL. MONUMENTO
33577	183	LAPA / CAPELA DA LAGOA
33549	182	STO. AMARO / JD. INGÁ
33613	182	CARANDIRU / JOVA RURAL
33871	181	NOVA CONQUISTA / JD. GUAIRACÁ
33974	181	STO. AMARO / JD. NAKAMURA
34239	181	PENHA / JD. VL. NOVA
34812	181	METRÔ BUTANTÃ / TERM. CAMPO LIMPO
34835	181	TERM. PINHEIROS / RIO PEQUENO
35105	181	TERM. ARICANDUVA / TERM. A. E. CARVALHO
32912	180	METRÔ TATUAPÉ / ERMELINO MATA-RAZZO
33051	180	METRÔ BELÉM / JD. IMPERADOR
33104	180	METRÔ STA. CRUZ / JD. CELESTE
33406	180	SHOP. CENTER NORTE / VL. ALBERTINA
35099	180	JD. CAMPO LIMPO / METRÔ SANTANA
33929	179	CPTM JURUBATUBA / JD. GAIOTAS
33143	178	TERM. ARICANDUVA / VL. CURUÇÁ
33627	178	METRÔ BELÉM / JAÇANÃ
33794	178	METRÔ CARRÃO / SHOP. ARICANDUVA
34842	178	BUTANTÃ / CDHU MUNCK
33615	177	SHOP. CENTER NORTE / JD. FONTÁLIS
34291	177	METRÔ SÃO JUDAS / JD. UBIRAJARA
34852	177	TERM. STO. AMARO / JD. CAIÇARA
32956	176	TERM. STO. AMARO / TERM. JD. JACIRA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33988	176	TERM. STO. AMARO / JD. CAPELINHA
35066	176	TERM. CASA VERDE / TERM. PIRITUBA
32964	175	TERM. STO. AMARO / JD. ARACATI
33188	175	LAPA / PQ. SÃO DOMINGOS
33739	175	METRÔ TATUAPÉ / VL. GUARANI
35134	175	METRÔ BELÉM / TERM. VL. CARRÃO
35173	175	ELDORADO / TERM. STO. AMARO
33044	174	VL. PRUDENTE / PQ. BANCÁRIO
33734	174	METRÔ TATUAPÉ / JD. DAS ROSAS
33405	173	MANDAQUI / CEM. PQ. DOS PINHEIROS
35131	173	METRÔ BELÉM / TERM. VL. CARRÃO
35199	173	PQ. CONTINENTAL / TERM. LAPA
35266	173	METRÔ BELÉM / PQ. EDÚ CHAVES
33631	172	CANTAREIRA / JD. GUANÇÃ
35012	171	LAPA / VL. DALVA
33708	170	METRÔ PENHA / LIMOEIRO
34260	170	JABAQUARA / SHOP. INTERLAGOS
34036	169	TERM. LAPA / ITABERABA
35090	169	VL. SABRINA / METRÔ SANTANA
33186	168	TERM. LAPA / VL. PIAUÍ
33307	168	METRÔ SANTANA / VL. DIONISIA
34463	167	METRÔ SANTANA / TERM. CACHOEIRINHA
34949	167	TERM. VL. CARRÃO / COHAB JUSCELINO
35087	167	METRÔ SANTANA / TERM. CACHOEIRINHA
34402	166	METRÔ ALTO DO IPIRANGA / CONJ. HAB. HELIÓPOLIS
34405	166	VL. ALPINA / METRÔ BRESSER
34882	166	METRÔ ARTUR ALVIM / CONJ. ENCOSTA NORTE
34969	166	METRÔ BELÉM / TERM. VL. CARRÃO
35035	166	SANTANA / VL. NOVA GALVÃO
33006	165	METRÔ PATRIARCA / GUAIANAZES
33624	165	TATUAPÉ / JD. BRASIL

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33830	165	METRÔ CARRÃO / JD. STA. TEREZINHA
34056	165	METRÔ CONCEIÇÃO / CID. JÚLIA
34974	165	METRÔ VL. PRUDENTE / PQ. SAVOY CITY
33040	164	TERM. STO. AMARO / VL. GUACURI
33174	164	TERM. LAPA / SOL NASCENTE
35141	164	SAVOY/DALILA / TERM. VL. CARRÃO
33160	163	METRÔ ARTUR ALVIM / JD. DAS OLIVEIRAS
34387	163	TERM. SÃO MATEUS / TERM. SÃO MIGUEL
33386	162	METRÔ SANTANA / VL. STA. MARIA
33883	162	STO. AMARO / ELDORADO
35106	162	TERM. ARICANDUVA / TERM. SÃO MIGUEL
32990	161	METRÔ ARTUR ALVIM / PQ. D. JOÃO NERY
33440	161	METRÔ SANTANA / VL. CONSTANÇA
32926	160	TERM. SÃO MATEUS / TERM. A. E. CARVALHO
33180	160	LAPA / PQ. MORRO DOCE
33565	160	LAPA / PQ. CONTINENTAL
33821	160	METRÔ TATUAPÉ / JD. IVA
35267	160	TERM. ROD. TIETÊ / VL. SABRINA
33173	159	METRÔ ITAQUERA / JD. CAMARGO VELHO
33822	159	METRÔ TATUAPÉ / TERM. VL. CARRÃO
33890	159	STO. AMARO / MISSIONÁRIA
33901	159	STO. AMARO / JD. SELMA
34021	159	TERM. LAPA / REMÉDIOS
34030	159	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
34838	159	BUTANTÃ / VL. SÔNIA
35102	159	JD. PERY ALTO / METRÔ SANTANA
32943	158	SHOP. INTERLAGOS / JD. HERCULANO
33575	158	CEM. VL. NOVA CACHOEIRINHA / PIRITUBA
33599	158	SHOP. CENTER NORTE / CEM. DO HORTO
33673	158	SHOP. PENHA / PQ. PAINEIRAS
34193	158	TERM. LAPA / MORRO GRANDE
33571	157	JD. PRIMAVERA / CPTM VL. AURORA
33812	156	TATUAPÉ / JD. IMPERADOR

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35055	156	VL. PIAUÍ / TERM. LAPA
35100	156	JD. BRASIL / METRÔ SANTANA
35126	156	TERM. VL. CARRÃO / METRÔ ITAQUERA
35176	156	TERM. STO. AMARO / TERM. JD. ÂNGELA
34498	155	TERM. STO. AMARO / TERM. JD. ÂNGELA
35192	155	JD. PLANALTO / TERM. JOÃO DIAS
33189	154	LAPA / VL. CLARICE
33242	154	METRÔ VL. MADALENA / RIO PEQUENO
35060	154	MORRO DOCE / TERM. LAPA
33896	153	METRÔ CONCEIÇÃO / JD. APURÁ
34022	153	TERM. LAPA / STA. MÔNICA
34136	153	LAPA / TERM. CACHOEIRINHA
34818	152	METRÔ BUTANTÃ / JD. JOÃO XXIII
34886	152	TERM. STO. AMARO / JD. ÂNGELA
35268	152	TERM. LAPA / VL. SULINA
33434	151	METRÔ CARANDIRU / VL. SABRINA
33600	151	METRÔ SANTANA / VL. ROSA
33968	151	TERM. STO. AMARO / JD. PLANALTO
33979	151	TERM. STO. AMARO / RIVIERA
34849	151	BUTANTÃ / JD. GUARAÚ
35054	151	TERM. LAPA / TERM. CACHOEIRINHA
32978	150	TERM. ARICANDUVA / JD. COIMBRA
34000	150	TERM. STO. AMARO / JD. SÃO FRANCISCO
34020	150	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
32992	149	METRÔ ARTUR ALVIM / CPTM JOSÉ BONIFÁCIO
33167	149	METRÔ ITAQUERA / JD. CAMARGO NOVO
33175	149	LAPA / HAB. TURÍSTICA
33320	149	METRÔ SANTANA / JD. ANTÁRTICA
33899	149	STO. AMARO / JD. APURÁ
33784	148	METRÔ TATUAPÉ / VL. STA. ISABEL
35093	148	JD. ANTÁRTICA / METRÔ SANTANA
35049	147	METRÔ TIETÊ / VL. MEDEIROS
33629	146	METRÔ TATUAPÉ / PQ. NOVO MUNDO
33702	146	METRÔ ITAQUERA / JD. NAZARÉ

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Leteiro
34944	146	TERM. VL. CARRÃO / ITAQUERA
33310	145	METRÔ SANTANA / JD. ANTÁRTICA
33321	145	METRÔ SANTANA / JD. PERY
34920	144	TERM. STO. AMARO / JD. NAKAMURA
34972	144	METRÔ CARRÃO / JD. IV CENTENÁRIO
33315	143	METRÔ SANTANA / PEDRA BRANCA
35092	142	PEDRA BRANCA / METRÔ SANTANA
35111	142	OLIVEIRINHA / TERM. A. E. CARVALHO
33646	141	TERM. CACHOEIRINHA / CPTM JARAGUÁ
34019	141	TERM. LAPA / VL. PIAUÍ
35032	141	METRÔ SANTANA / LAUZANE PAULISTA
33573	140	TERM. CACHOEIRINHA / PERUS
34055	140	METRÔ CONCEIÇÃO / VL. MISSIONÁRIA
34454	140	VL. MATIAS / IPIRANGA
35198	140	PQ. DA LAPA / TERM. LAPA
32781	139	TERM. JOÃO DIAS / CAPÃO REDONDO
33568	139	LAPA / TERM. JD. BRITANIA
33686	139	METRÔ VL. MATILDE / CEM. DA SAUDADE
35030	139	METRÔ PARADA INGLESA / HORTO FLORESTAL
34448	138	METRÔ TATUAPÉ / MOOCA
35170	138	VL. MISSIONÁRIA / METRÔ JABAQUARA
33679	136	SHOP. PENHA / BURGO PAULISTA
33817	136	METRÔ ITAQUERA / INÁCIO MONTEIRO
34757	136	TERM. JOÃO DIAS / JD. MARACÁ
34844	135	BUTANTÃ / JD. ROSA MARIA
35122	135	JD. DANFER / TERM. PENHA
35127	135	METRÔ ITAQUERA / TERM. CID. TIRADENTES
32922	134	PENHA / VL. PARANAGUÁ
34133	134	TERM. CASA VERDE / VL. PENTEADO
34237	133	METRÔ PENHA / JD. DANFER
33020	132	COHAB II / JD. HELENA
33140	132	TERM. A. E. CARVALHO / CONJ. ENCOSTA NORTE

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33758	131	SÃO MIGUEL PAULISTA / TERM. CID. TIRADENTES
33868	131	SHOP. ARICANDUVA / FAZENDA DA JUTA
33459	130	METRÔ TUCURUVI / PQ. NOVO MUNDO
35089	130	PQ. NOVO MUNDO / METRÔ TUCURUVI
35139	130	HOSP. STA. MARCELINA / METRÔ ITAQUERA
32991	129	METRÔ ARTUR ALVIM / JD. HELENA
33135	129	TERM. A. E. CARVALHO / CID. KEMEL II
33687	129	METRÔ ITAQUERA / CHABILÂNDIA
33970	129	TERM. GUARAPIRANGA / CHÁC. STA. MARIA
33094	128	VL. PRUDENTE / VL. INDUSTRIAL
33846	128	SHOP. ARICANDUVA / JD. SÃO FRANCISCO
34839	128	METRÔ BUTANTÃ / PQ. CONTINENTAL
34909	127	CONEXÃO VL. IÓRIO / PERUS
35053	127	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
35275	127	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
33787	126	METRÔ ARTUR ALVIM / SHOP. ARICANDUVA
34950	126	TERM. VL. CARRÃO / JD. CIBELE
35158	126	JD. CELESTE / TERM. SACOMÃ
34733	125	METRÔ ITAQUERA / CPTM ERMELINO MATARAZZO
34824	125	METRÔ SÃO JUDAS / JD. MIRIAM
34907	125	SOCORRO / JD. APURÁ
35098	125	VL. ALBERTINA / METRÔ SANTANA
32927	124	METRÔ ITAQUERA / VL. MARA
33108	124	METRÔ PÇA. DA ÁRVORE / JD. CLÍMAX
33417	124	METRÔ SANTANA / VL. ALBERTINA
33452	124	METRÔ SANTANA / PQ. NOVO MUNDO
33796	124	METRÔ VL. MATILDE / SHOP. ARICANDUVA
33884	124	JABAQUARA / VL. GUACURI

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34399	124	SHOP. ARICANDUVA / MASCARENHAS DE MORAIS
34901	124	METRÔ BARRA FUNDA / LIMÃO
34951	124	TERM. VL. CARRÃO / JD. NSA. SRA. DO CARMO
32907	123	TERM. ARICANDUVA / BURGO PAULISTA
32981	123	TERM. ARICANDUVA / VL. SÃO FRANCISCO
35052	123	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
33105	122	METRÔ JABAQUARA / SHOP. PLAZA SUL
33488	122	CIRCULAR / TERM. VL. CARRÃO
34113	122	TERM. PIRITUBA / CEM. DE PERUS
34955	122	TERM. VL. CARRÃO / JD. VL. CARRÃO
35028	122	METRÔ TUCURUVI / CACHOEIRA
35114	122	CPTM GUAIANAZES / TERM. A. E. CARVALHO
35265	122	CONEXÃO VL. IÓRIO / PERUS
33619	121	METRÔ TUCURUVI / JD. JOANA D'ARC
33637	121	TERM. PARADA INGLESA / JD. HEBRON
33887	121	METRÔ JABAQUARA / JD. SÃO JORGE
32799	120	TERM. JOÃO DIAS / TERM. CAPELINHA
33728	120	PQ. SÃO RAFAEL / SHOP. ARICANDUVA
34031	120	TERM. LAPA / TERM. PIRITUBA
32880	119	CPTM GRAJAÚ / JD. ALPINO
33070	119	METRÔ SAÚDE / VL. LIVIERO
35031	119	METRÔ TUCURUVI / VL. AYROSA
35096	119	VL. NOVA GALVÃO / METRÔ TUCURUVI
33617	118	METRÔ TUCURUVI / JD. SÃO JOÃO
33806	118	METRÔ ITAQUERA / COHAB JUSCELINO
33837	118	METRÔ ARTUR ALVIM / SHOP. ARICANDUVA
33918	118	TERM. GRAJAÚ / JD. MARILDA
35058	118	TAIPAS / TERM. CACHOEIRINHA
33403	117	METRÔ TUCURUVI / JD. FILHOS DA TERRA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33645	117	TERM. CACHOEIRINHA / COHAB BRASILÂNDIA
33811	117	METRÔ ITAQUERA / SÃO MATEUS
33110	116	METRÔ SÃO JUDAS / JD. CLÍMAX
33312	116	METRÔ SANTANA / LAUZANE PAULISTA
33418	116	METRÔ SANTANA / VL. MARIETA
33652	116	TERM. CASA VERDE / PQ. TIETÊ
33684	116	METRÔ ITAQUERA / JD. ROBRU
34435	116	TERM. SACOMÃ / ÁGUA FUNDA
35010	116	METRÔ SÃO JUDAS / AEROPORTO
35155	116	JD. CELESTE / TERM. SACOMÃ
35219	116	LAPA / VL. IÓRIO
33771	115	E.T. ITAQUERA / COHAB PRES. JUSCELINO KUBITSCHECK
34433	115	TERM. SACOMÃ / VL. BRASILINA
34528	115	METRÔ ITAQUERA / JD. CAMPOS
34760	115	EST. STO. AMARO/GUIDO CALOI / TERM. JD. JACIRA
35205	115	CPTM LEOPOLDINA / METRÔ VL. MADALENA
33316	114	METRÔ SANTANA - CIRCULAR / CONJ. DOS BANCÁRIOS
33667	114	CACHOEIRINHA / COHAB ANTÁRTICA
33805	114	METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA / SHOP. ARICANDUVA
33905	114	METRÔ JABAQUARA / REFÚGIO STA. TEREZINHA
33713	113	METRÔ ARTUR ALVIM / VL. JACUI
34434	113	TERM. SACOMÃ / JD. CELESTE
35101	113	JD. FLÔR DE MAIO / METRÔ TUCURUVI
35129	113	METRÔ ITAQUERA / TERM. VL. CARRÃO
35169	113	JD. NORONHA / TERM. GRAJAÚ
35204	113	CDHU BUTANTÃ / TERM. JOÃO DIAS
35218	113	LAPA / CONEXÃO VL. IÓRIO
33396	112	METRÔ TUCURUVI / PQ. EDÚ CHAVES

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33685	112	METRÔ ITAQUERA / JD. FANGANIELO
33831	112	METRÔ ITAQUERA / COHAB BARRO BRANCO
35038	112	METRÔ TUCURUVI / JD. FONTÁLIS
35094	112	PQ. EDÚ CHAVES / METRÔ TUCURUVI
35140	112	COHAB FAZENDA DO CARMO / METRÔ ITAQUERA
33913	111	TERM. GRAJAÚ / JD. ELLUS
34853	111	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ BUTANTÃ
34913	111	METRÔ ITAQUERA / CPTM GUAIANAZES
34965	111	METRÔ ITAQUERA / JD. SÃO FRANCISCO
35037	111	PQ. NOVO MUNDO / JAÇANÃ
35065	111	JD. CAROMBÉ / TERM. CACHOEIRINHA
33576	110	TERM. PIRITUBA / RECANTO DOS HUMILDES
33957	110	TERM. GRAJAÚ / JD. LUCÉLIA
34791	110	CID. UNIVERSITÁRIA / METRÔ BUTANTÃ
34841	110	BUTANTÃ / JD. MARIA LUIZA
35061	110	PERUS / TERM. PIRITUBA
35108	110	METRÔ ITAQUERA / TERM. SÃO MIGUEL
33643	109	TERM. CACHOEIRINHA / PQ. DE TAIPAS
33935	109	TERM. GRAJAÚ / ILHA DO BORORÉ
33945	109	TERM. GRAJAÚ / JD. DAS PEDRAS
33682	108	METRÔ ARTUR ALVIM / VL. AMERICANA
33807	108	METRÔ ITAQUERA / RECANTO VERDE SOL
33815	108	METRÔ ITAQUERA / COHAB PRESTES MAIA
33954	108	TERM. GRAJAÚ / JD. PRAINHA
35210	108	PQ. ARARIBA / TERM. CAPELINA
32863	107	TERM. GRAJAÚ / PQ. RES. COCAIA
33633	107	SANTANA / CENTER NORTE
33689	107	METRÔ ITAQUERA / JD. LAJEADO
33953	107	TERM. GRAJAÚ / CANTINHO DO CÉU
33961	107	TERM. GRAJAÚ / JD. GAIROTAS
34501	107	TERM. GRAJAÚ / JD. ELIANA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35168	107	JD. GAIVOTAS / TERM. GRAJAÚ
33045	106	VL. PRUDENTE / VL. INDUSTRIAL
33841	106	METRÔ ITAQUERA / JD. SÃO CARLOS
34027	106	TERM. PIRITUBA / CID. D'ABRIL 3ª GLEBA
33021	105	TERM. SÃO MATEUS / GUAIANAZES
33103	105	METRÔ SAÚDE / JD. MARIA ESTELA
33705	105	METRÔ ITAQUERA / UNIÃO DE VL. NOVA
35112	105	VL. CISPER (CPTM USP) / TERM. A. E. CARVALHO
33711	104	METRÔ PENHA / JD. DO CASTELO
33810	104	METRÔ ITAQUERA / JD. LARANJEIRA
34550	104	METRÔ TUCURUVI / JD. CABUÇU
35088	104	PEDRA BRANCA / TERM. CACHOEIRINHA
32852	103	TERM. GRAJAÚ / JD. NORONHA
34930	103	BUTANTÃ / VL. DALVA
33877	102	METRÔ SAÚDE / VL. MORAES
35123	102	METRÔ ITAQUERA / TERM. A. E. CARVALHO
35270	102	TERM. GUARAPIRANGA / JD. GUARUJÁ
32774	101	TERM. CAPELINHA / SHOP. PORTAL
32797	101	TERM. JOÃO DIAS / JD. CAPELINHA
33683	101	METRÔ ITAQUERA / JD. ETELVINA
33835	101	METRÔ ITAQUERA / CID. TIRADENTES
34380	101	METRÔ ITAQUERA / CID. TIRADENTES
35062	101	JD. PRINCESA / TERM. CACHOEIRINHA
35193	101	JD. VAZ DE LIMA / TERM. JOÃO DIAS
33915	100	TERM. GRAJAÚ / PQ. STA. CECÍLIA
33993	100	TERM. GRAJAÚ / PQ. COCAIA
34680	100	TERM. CAMPO LIMPO / PQ. DO LAGO
35120	100	JD. STO. ANTÔNIO / METRÔ ITAQUERA
32902	99	METRÔ ARTUR ALVIM / TERM. A. E. CARVALHO
33777	99	METRÔ ITAQUERA / JD. SÃO JOÃO
33818	99	METRÔ ITAQUERA / BARRO BRANCO
34240	99	TERM. VARGINHA / TERM. GRAJAÚ

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34332	99	METRÔ TAMANDUATEÍ / JD. GUAIRACÁ
33560	98	HOSP. CAMPO LIMPO / JD. REBOUÇAS
33699	98	METRÔ PENHA / VL. SÍLVIA
33700	98	METRÔ VL. MATILDE / ERMELINO MATA-RAZZO
34656	98	TERM. CAMPO LIMPO / JD. GUARUJÁ
33736	97	SÃO MATEUS / GUAIANAZES
33823	97	METRÔ ITAQUERA / COHAB II
34431	97	TERM. SACOMÃ / VL. LIVIERO
35115	97	ERMELINO MATARAZZO / TERM. PENHA
33640	96	TERM. CACHOEIRINHA / JD. PRINCESA
33916	96	TERM. GRAJAÚ / VL. NATAL
33735	95	METRÔ ITAQUERA / JD. ALTO PAULISTANO
33743	95	HOSP. SAPOPEMBA / JD. PALANQUE
34848	95	HOSP. CAMPO LIMPO / JD. DAS PALMAS
35135	95	JD. IV CENTENÁRIO / TERM. VL. CARRÃO
32908	94	METRÔ ITAQUERA / JD. STO. ANTÔNIO
34353	94	TERM. GRAJAÚ / VARGEM GRANDE
34689	94	METRÔ PENHA / JD. KERALUX
35172	94	VARGEM GRANDE / TERM. GRAJAÚ
34355	93	TERM. GRAJAÚ / DIVISA DE EMBU-GUAÇU
34429	93	TERM. SACOMÃ / PQ. BRISTOL
34430	93	TERM. SACOMÃ / VL. ARAPUÁ
35119	93	ARTUR ALVIM / METRÔ ITAQUERA
35154	93	VL. ARAPUÁ / TERM. SACOMÃ
33027	92	CPTM GUAIANAZES / TERM. SÃO MIGUEL
34584	91	METRÔ SANTANA / VL. AURORA
34927	91	E.T. ITAQUERA / INÁCIO MONTEIRO
32860	90	TERM. GRAJAÚ / JD. SÃO BERNARDO
33714	90	METRÔ ITAQUERA / VL. PROGRESSO
33888	90	JABAQUARA / VL. STA. MARGARIDA
35171	90	UNISA / TERM. GRAJAÚ
33707	89	JD. SÃO CARLOS / METRÔ ARTUR ALVIM
34029	89	TERM. PIRITUBA / CPTM VL. AURORA
35152	89	HOSP. SÃO MATEUS / TERM. SAPOPEMBA

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33018	88	TERM. A. E. CARVALHO / VL. PROGRESSO
33222	88	COHAB TAIPAS / PERUS
33648	88	TERM. CACHOEIRINHA / JD. DAMASCENO
35124	88	VL. CISPER / TERM. PENHA
33716	87	METRÔ ITAQUERA / PQ. GUARANI
33793	87	PQ. SAVOY CITY / METRÔ ARTUR ALVIM
32802	86	TERM. CAPELINHA / JD. GUARUJÁ
33797	86	METRÔ ITAQUERA / CPTM JOSÉ BONIFÁ-CIO
33636	85	METRÔ JD. SÃO PAULO / VL. AMÉLIA
33639	85	TERM. CACHOEIRINHA / JD. ELISA MARIA
34024	85	TERM. PIRITUBA / JD. DONÁRIA
35059	85	JD. DONÁRIA / TERM. PIRITUBA
33795	84	METRÔ ITAQUERA / JD. LIMOEIRO
34114	84	TERM. PIRITUBA / JD. RINCÃO
34415	84	METRÔ ITAQUERA / JD. SANTANA
35221	84	CONEXÃO VL. IÓRIO / COHAB BRASILÂN-DIA
33057	83	VL. PRUDENTE / VL. CALIFÓRNIA
34437	83	TERM. SACOMÃ / JD. MARIA ESTELA
34926	83	E.T. ITAQUERA / COHAB FAZENDA DO CARMO
35116	83	JD. CAMARGO VELHO / TERM. SÃO MI-GUEL
32790	82	TERM. CAPELINHA / JD. MACEDÔNIA
35184	82	JD. GUARUJÁ / TERM. CAPELINHA
32773	81	TERM. JOÃO DIAS / JD. IBIRAPUERA
32780	81	TERM. CAPELINHA / VALO VELHO
32800	81	TERM. JOÃO DIAS / JD. NOVO ORIENTE
32969	81	TERM. CAPELINHA / TERM. JD. JACIRA
33697	81	METRÔ PENHA / CHÁC. CRUZ. DO SUL
33715	81	VL. REGINA / METRÔ ARTUR ALVIM
35117	81	JD. CAMARGO VELHO / TERM. SÃO MI-GUEL
32782	80	TERM. CAPELINHA / VALO VELHO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34657	80	TERM. CAMPO LIMPO / VALO VELHO
35183	80	VALO VELHO / TERM. CAPELINHA
35188	80	JD. UNIVERSAL / TERM. CAPELINHA
33809	79	METRÔ ITAQUERA / CPTM D. BOSCO
34880	79	CONJ. CHAPARRAL / METRÔ PENHA
35190	79	VALO VELHO / TERM. CAPELINHA
33028	78	CPTM GUAIANAZES / SÃO MIGUEL
33710	78	CONJ. A. E. CARVALHO / METRÔ ARTUR ALVIM
33804	78	METRÔ ARTUR ALVIM / JD. NSA. SRA. DO CARMO
34747	78	HOSP. PEDREIRA / CID. DUTRA
32798	77	TERM. JOÃO DIAS / JD. INGÁ
35070	77	CONEXÃO PETRÔNIO PORTELA / JD. CARROMBÉ
32784	76	TERM. CAPELINHA / JD. D. JOSÉ
33895	76	CPTM JURUBATUBA / VL. GUACURI
34238	76	CPTM GUAIANAZES / CPTM JD. ROMANO
35071	76	CONEXÃO PETRÔNIO PORTELA / JD. CARROMBÉ
35107	76	CPTM GUAIANAZES / TERM. SÃO MIGUEL
35194	76	TERM. CAMPO LIMPO / TERM. CAPELINHA
33701	75	METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA / JD. BELÉM
34205	75	TERM. PIRITUBA / PQ. DE TAIPAS
34970	75	METRÔ ITAQUERA / JD. REDIL
32791	74	TERM. CAPELINHA / PQ. FERNANDA
33706	74	CONJ. ARAUCÁRIA / METRÔ ARTUR ALVIM
33790	74	VL. DALILA / METRÔ VL. MATILDE
34576	74	SÃO MIGUEL / JD. MABEL
32789	73	TERM. CAPELINHA / JD. JANGADEIRO
32795	73	TERM. CAPELINHA / JD. SÃO BENTO
33638	73	TERM. CACHOEIRINHA / JD. PERY ALTO
33642	73	TERM. CACHOEIRINHA / VL. PENTEADO
33842	73	METRÔ ITAQUERA / GLEBA DO PESSEGO

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33847	73	JD. DA CONQUISTA / HOSP. SÃO MATEUS
34811	73	TERM. GUARAPIRANGA / PQ. DO LAGO
33670	72	SÃO MIGUEL / JD. DAS OLIVEIRAS
33678	72	CPTM GUAIANAZES / HOSP. ITAIM
33865	72	JD. STO. ANDRÉ / HOSP. SÃO MATEUS
33601	70	TERM. PIRITUBA / COHAB BRASILÂNDIA
33703	70	METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA / JD. VERONIA
34763	70	JD. ÂNGELA / JD. HORIZONTE AZUL
35113	70	CID. KEMEL / TERM. SÃO MIGUEL
33695	69	VL. RUI BARBOSA / METRÔ VL. MATILDE
34201	69	TERM. PIRITUBA / JD. PAULISTANO
35063	69	JD. PAULISTANO / TERM. PIRITUBA
33692	68	BURGO PAULISTA / METRÔ PATRIARCA
33803	68	JD. SÃO JOÃO / METRÔ ARTUR ALVIM
34766	68	JD. ÂNGELA / JD. VERA CRUZ
34924	68	METRÔ ITAQUERA / COHAB FAZENDA DO CARMO
32787	67	TERM. CAPELINHA / JD. DAS ROSAS
32988	67	CHÁC. BELA VISTA / METRÔ PENHA
33661	67	SÃO MIGUEL / JD. ROMANO
33690	67	VL. UNIÃO / METRÔ PATRIARCA
33866	67	DIV. DE MAUÁ / HOSP. SÃO MATEUS
34666	67	TERM. CAMPO LIMPO / INOCOOP CAMPO LIMPO
32793	66	TERM. CAPELINHA / JD. COMERCIAL
32796	66	TERM. CAPELINHA / JD. VALE DAS VIRTUDES
33694	66	SHOP. METRÔ ITAQUERA / JD. SÃO NICOLAU
34418	66	TERM. SÃO MIGUEL / ITAIM PAULISTA
34652	66	TERM. CAMPO LIMPO / JD. DAS ROSAS
34692	66	TERM. CAMPO LIMPO / PQ. DO ENGENHO
33475	65	TERM. CACHOEIRINHA / JD. STA. CRUZ
33802	65	METRÔ ARTUR ALVIM / CID. LIDER

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35138	65	TERM. CID. TIRADENTES / CPTM GUAIANAZES
32794	63	TERM. CAPELINHA / JD. MITSUTANI
34959	63	TERM. SÃO MATEUS / METALÚRGICOS
33781	62	NOVA AMERICA / METRÔ ARTUR ALVIM
34953	62	TERM. SÃO MATEUS / JD. IGUATEMI
35187	62	PQ. DO LAGO / TERM. GUARAPIRANGA
33783	61	METRÔ BRESSER / UNIV. SÃO JUDAS TADEU
34436	60	TERM. SACOMÃ / VL. ARAPUÁ
35121	59	VL. CISPER (CPTM USP) / TERM. SÃO MIGUEL
33698	58	CANGAÍBA / METRÔ GUILHERMINA/ESPERANÇA
34514	58	TERM. SACOMÃ / VL. ARAPUÁ
34404	57	TERM. SAPOPEMBA / JD. ESTER
34440	57	TERM. SACOMÃ / JD. PATENTE
35132	57	JD. DA CONQUISTA / TERM. SÃO MATEUS
35195	57	JD. IRENE / TERM. CAMPO LIMPO
34438	56	TERM. SACOMÃ / HOSP. HELIÓPOLIS
34828	56	VL. NHOCUNÉ / METRÔ PATRIARCA
35056	56	PQ. SÃO DOMINGOS / TERM. PIRITUBA
35074	56	CONEXÃO PETRÔNIO PORTELA / VL. IARA
35159	56	HOSP. HELIÓPOLIS / TERM. SACOMÃ
33671	55	SÃO MIGUEL / JD. ROBRU
33730	55	CPTM GUAIANAZES / VL. IOLANDA II
35130	55	TERM. SÃO MATEUS / TERM. CID. TIRADENTES
33696	53	METRÔ PATRIARCA / VL. SÍLVIA
34202	53	TERM. PIRITUBA / VL. MIRANTE
35057	53	CID. D'ABRIL 3ª GLEBA / TERM. PIRITUBA
35064	53	VL. MIRANTE / TERM. PIRITUBA
32906	52	TERM. A. E. CARVALHO / CEM. DA SAUDADE
33729	52	CPTM GUAIANAZES / JD. WILMA FLOR

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
34037	52	TERM. PIRITUBA / VL. ZATT
35214	52	TERM. A. E. CARVALHO / ERMELINO MATARAZZO
35263	52	TERM. PIRITUBA / SOL NASCENTE
32801	51	TERM. CAPELINHA / JD. LÍDIA
33693	51	METRÔ PATRIARCA / PONTE RASA
34914	51	CPTM JOSÉ BONIFÁCIO / GUAIANAZES
33824	50	CPTM JOSÉ BONIFÁCIO / VL. YOLANDA
33748	49	CPTM GUAIANAZES / CID. TIRADENTES
35220	49	CONEXÃO VL. IÓRIO / VL. IARA
34952	48	TERM. SÃO MATEUS / JD. LIMOEIRO
33672	46	SÃO MIGUEL / JD. CAMPOS
34667	46	TERM. CAMPO LIMPO / JD. MACEDÔNIA
34565	45	CPTM VL. MARA/ITAIM / JD. SÃO MARTINHO
34566	45	CPTM VL. MARA/ITAIM / JD. SÃO MARTINHO
35005	44	TERM. SÃO MATEUS / PQ. BOA ESPERANÇA
34026	43	TERM. PIRITUBA / STA. MÔNICA
33666	42	CPTM GUAIANAZES / JD. ROBRU
33912	42	TERM. VARGINHA / JD. SETE DE SETEMBRO
34653	42	TERM. CAMPO LIMPO / JD. ROSANA
35133	42	JD. STO. ANDRÉ / TERM. SÃO MATEUS
33920	41	TERM. VARGINHA / JD. VARGINHA
33937	41	TERM. VARGINHA / JD. CHÁC. DO SOL
34039	41	TERM. PIRITUBA / VL. MIRANTE
34654	41	TERM. CAMPO LIMPO / JD. HELGA
34912	41	CPTM GUAIANAZES / JD. SÃO PAULO
34954	40	TERM. SÃO MATEUS / JD. STO. ANDRÉ
33752	39	TERM. SÃO MATEUS / JD. RECANTO VERDE SOL
34258	39	JD. ALFREDO / TERM. GUARAPIRANGA
33569	38	PERUS / MORRO DOCE

Continua na próxima página

Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
33664	38	CPTM ITAIM PAULISTA / CID. KEMEL II
33911	38	TERM. VARGINHA / JD. ITAJAÍ
32809	37	TERM. CAMPO LIMPO / JD. MACEDÔNIA
33138	37	CPTM ITAIM PAULISTA / JD. NÉLIA
34025	37	TERM. PIRITUBA / HAB. TURÍSTICA
34655	37	TERM. CAMPO LIMPO / JD. MACEDÔNIA
34719	37	JD. ÂNGELA / JD. SÃO LOURENÇO
34720	37	JD. ÂNGELA / JD. DOS REIS
33665	36	CPTM ITAIM PAULISTA / JD. NSA. SRA. DO CAMINHO
33674	36	CPTM GUAIANAZES / JD. BANDEIRANTES
33917	36	TERM. VARGINHA / JD. NORONHA
34665	36	TERM. CAMPO LIMPO / JD. MITSUTANI
34403	35	JD. SÃO ROBERTO / CONJ. TEOTÔNIO VILELA
34633	35	CPTM GUAIANAZES / JD. FANGANIELO
34958	35	METALÚRGICOS / VL. YOLANDA
35142	35	VL. YOLANDA / TERM. CID. TIRADENTES
33660	34	CPTM GUAIANAZES / JD. NSA. SRA. DO CAMINHO
34956	34	JD. RODOLFO PIRANI / TERM. SÃO Mateus
33663	33	CPTM ITAIM PAULISTA / CID. KEMEL I
34490	33	JD. ÂNGELA / VL. GILDA
34957	33	JD. RODOLFO PIRANI / TERM. SÃO Mateus
33677	29	CPTM GUAIANAZES / DIV. DE FERRAZ
34946	29	BARRO BRANCO / TERM. CID. TIRADENTES
34947	29	BARRO BRANCO / TERM. CID. TIRADENTES
35137	29	BARRO BRANCO / TERM. CID. TIRADENTES
35222	29	JD. MABEL / JD. ROMANO
35189	26	JD. RIVIERA / TERM. JD. ÂNGELA

Continua na próxima página

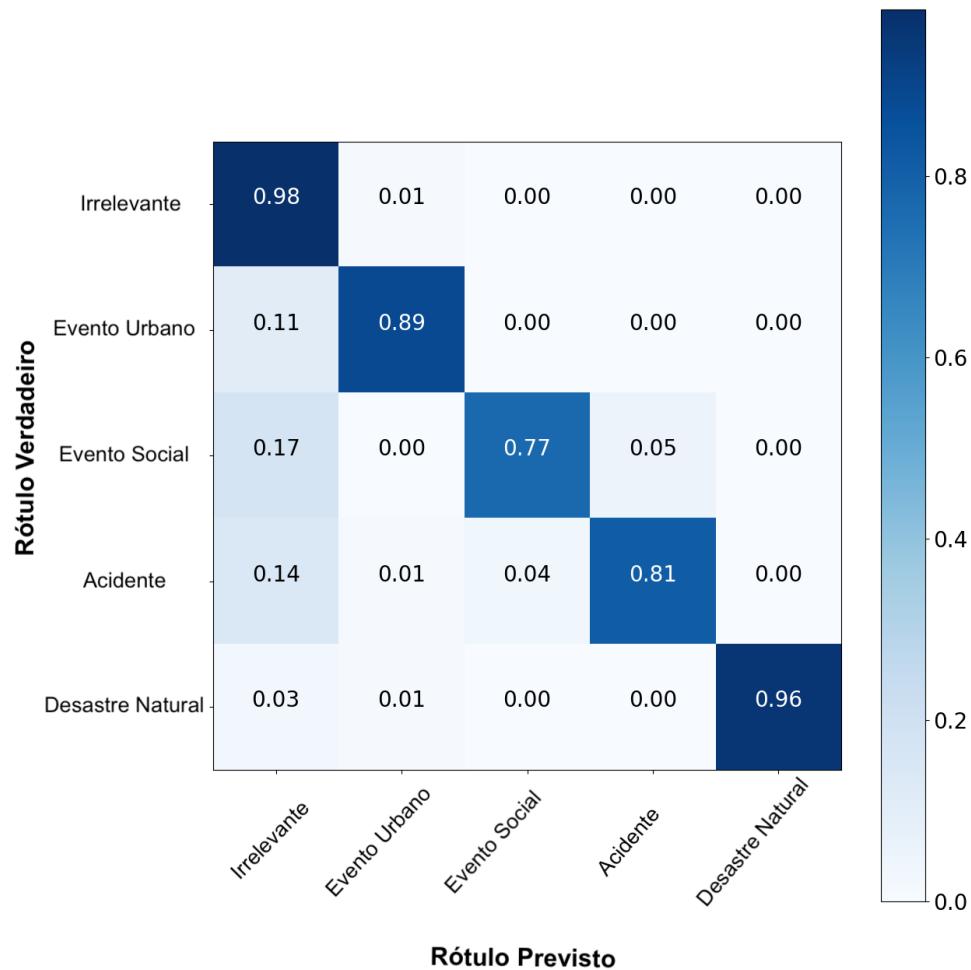
Tabela 30 – continuação da página anterior

Código da linha	Total de eventos de exceção	Letreiro
35249	26	JD. SÃO ROBERTO / TERM. SAPOPEMBA
35215	25	VL. SOLANGE / CPTM GUAIANAZES
33927	22	TERM. VARGINHA / PQ. FLORESTAL
34356	22	TERM. VARGINHA / JD. SÃO NICOLAU
34948	22	CIRCULAR / JD. NOVA VITÓRIA
34313	21	TERM. VARGINHA / JD. STA. FÉ
35185	21	JD. HORIZONTE AZUL / TERM. JD. ÂNGELA
32945	20	JD. NOVA ERA / TERM. VARGINHA
33928	20	TERM. VARGINHA / JD. STA. TEREZINHA
35216	20	TERM. CID. TIRADENTES / CID. TIRADENTES
33930	19	TERM. VARGINHA / JD. REC. CAMPO BELO
33939	19	TERM. VARGINHA / MARSILAC
35136	19	METALÚRGICOS / TERM. CID. TIRADENTES
35181	19	TERM. JD. JACIRA / TERM. JD. ÂNGELA
33725	18	VL. PAULISTA I / TERM. CID. TIRADENTES
35018	18	CIRCULAR / TERM. CID. TIRADENTES
35182	18	VL. GILDA / TERM. JD. ÂNGELA
35186	18	PQ. DO LAGO / TERM. JD. ÂNGELA
33722	15	METALÚRGICOS / TERM. CID. TIRADENTES
35254	12	JD. MONTE BELO / TERM. JD. BRITANIA
34644	10	SETOR IIB / TERM. CID. TIRADENTES
34998	7	CHÁC. MARIA TRINDADE / TERM. JD. BRITÂNIA
35029	6	CACHOEIRA / DIB
33941	2	TERM. PARELHEIROS / BARRAGEM
35223	2	PARELHEIROS / CHÁC. BOSQUE DO SOL
33946	1	TERM. PARELHEIROS / JD. EUCALIPTOS
33948	1	TERM. PARELHEIROS / JD. ORIENTAL/FONTES
34333	1	TERM. PARELHEIROS / CIPÓ DO MEIO

Apêndice E – Matrizes de confusão

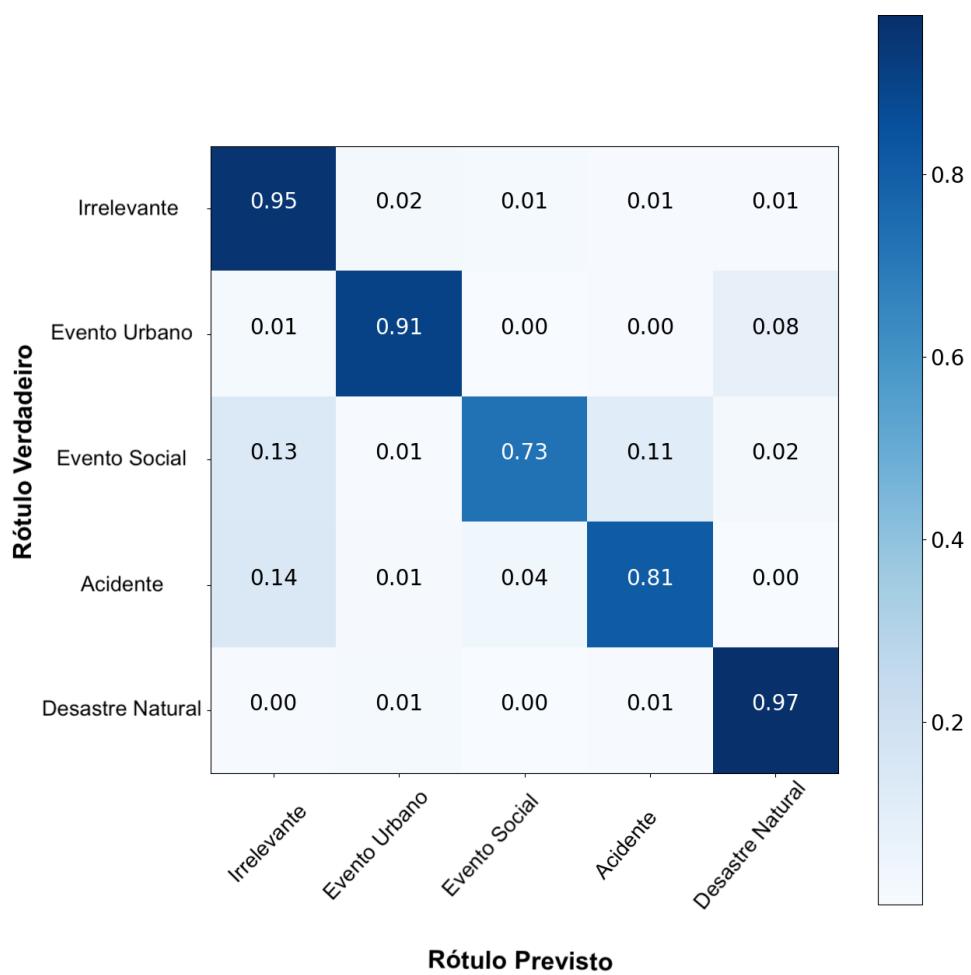
Neste apêndice, constam as matrizes de confusão resultantes dos treinamentos dos modelos para classificação de tweets em eventos de exceção.

Figura 29 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Árvore de Decisão



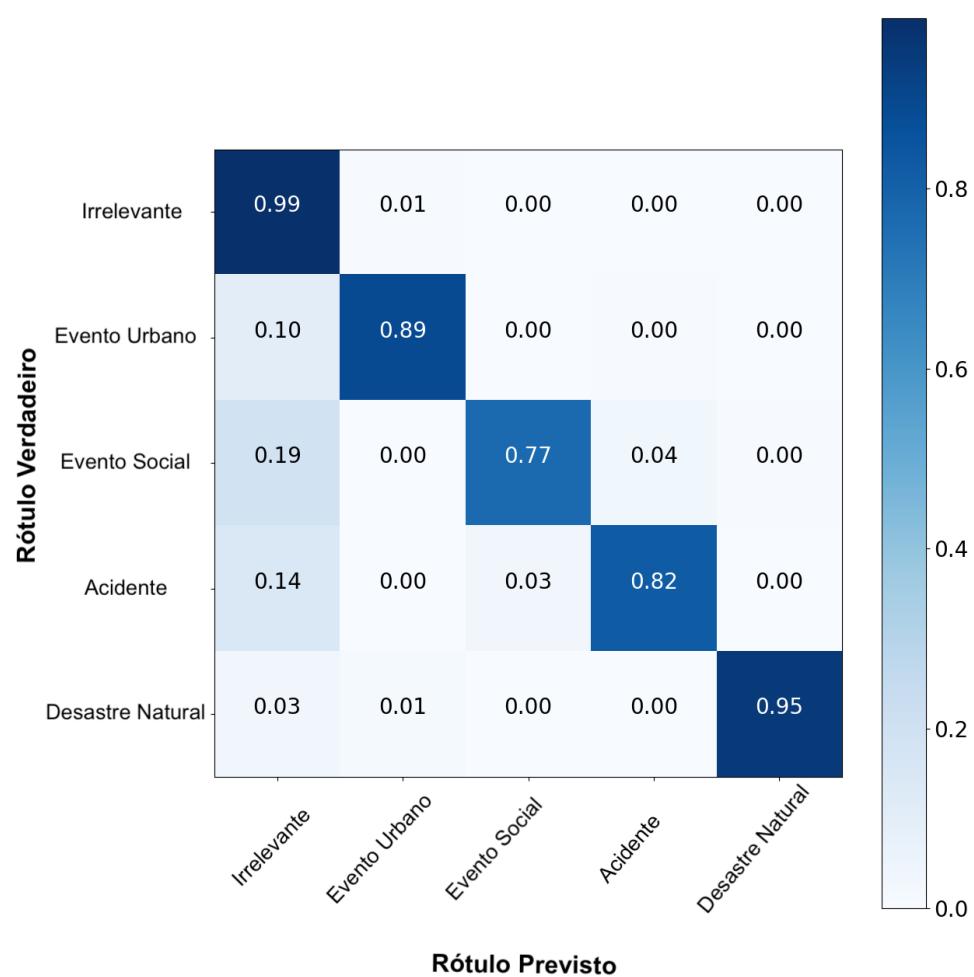
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 30 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo *Naive Bayes Complementar*



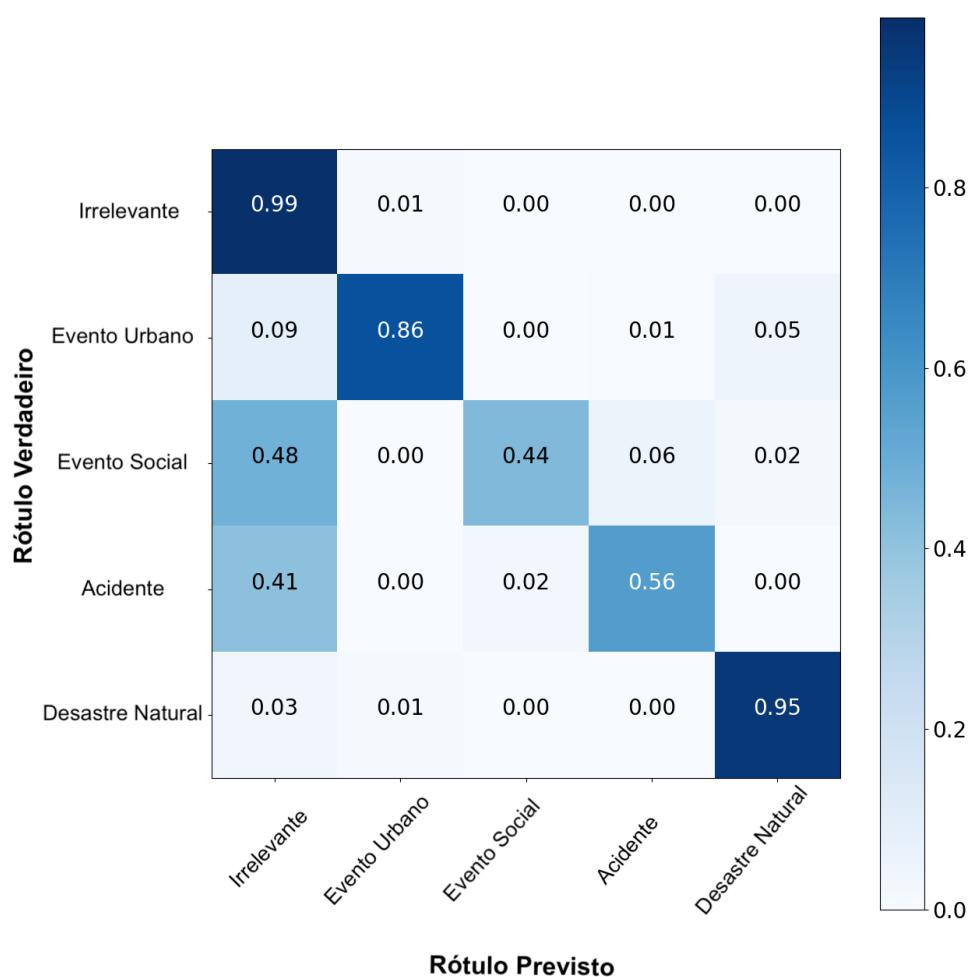
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 31 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo Florestas Aleatórias



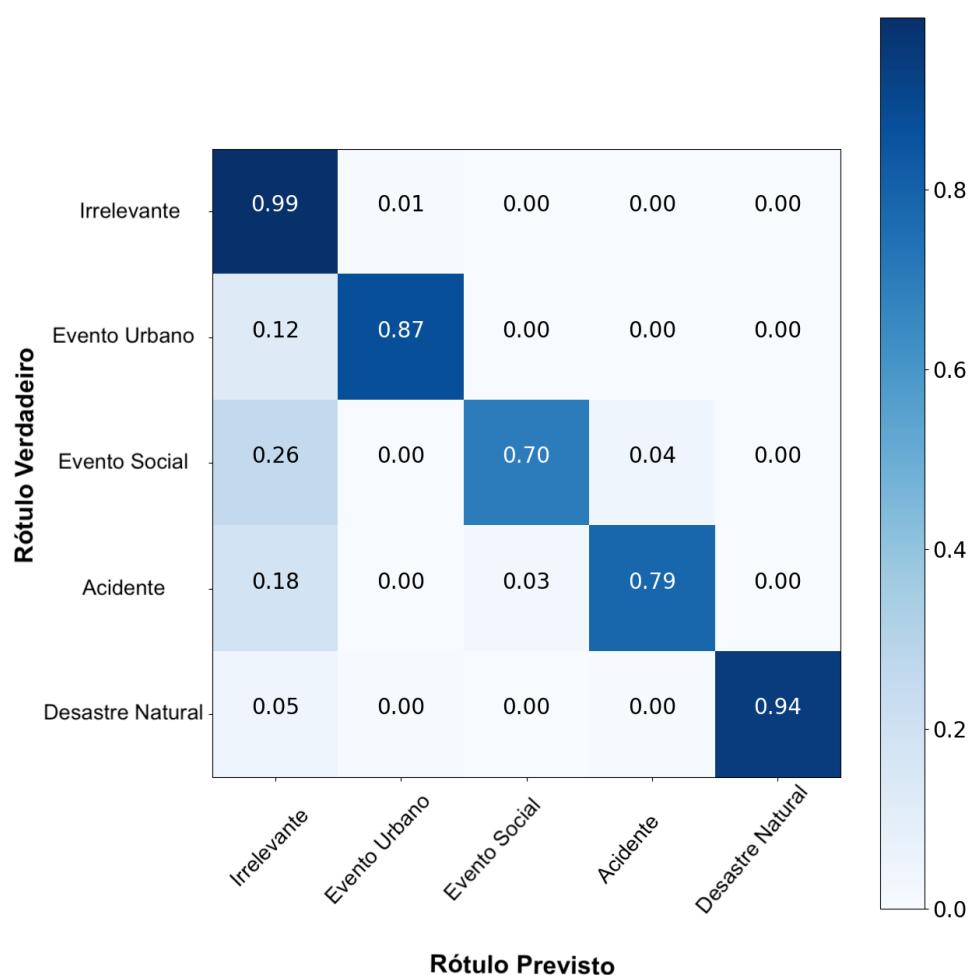
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 32 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos tweets em eventos de exceção por meio do algoritmo *Naive Bayes Multinomial*



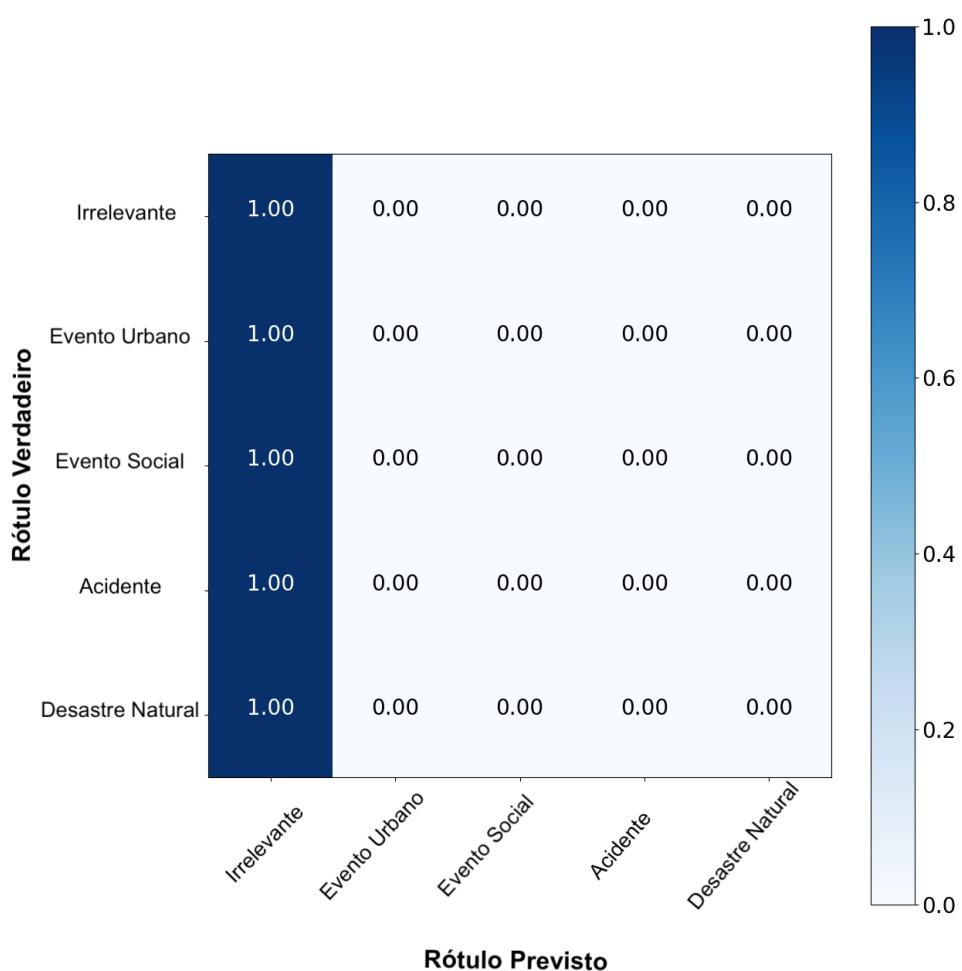
Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 33 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos *tweets* em eventos de exceção por meio do algoritmo Regressão Logística



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Figura 34 – Matriz de confusão relacionada a classificação dos *tweets* em eventos de exceção por meio do algoritmo Máquina de Vetores de Suporte



Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Apêndice F – Parametrizações dos algoritmos

Neste apêndice estão descritas as parametrizações padrões de cada algoritmo de aprendizado de máquina não supervisionado, utilizados nos experimentos desse trabalho.

Árvore de Decisão

Abaixo são descritos os parâmetros padrões utilizados para o algoritmo Árvore de Decisão¹.

- *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.

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

- *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 localizada, mesmo que seja necessário inspecionar do que mais de *max_features* características.
- *random_state* — *int, RandomStateinstance 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.

Floresta Aleatória

Abaixo são descritos os parâmetros padrões utilizados para o algoritmo Floresta Aleatória².

- *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.

² Descrições das parametrização adaptadas com base em:<<http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>>. Acesso 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.
- *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.

K-ésimo Vizinho mais Próximo

Abaixo são descritos os parâmetros padrões utilizados para o algoritmo K-ésimo Vizinho mais Próximo³.

- *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

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

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 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* = ‘*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.

Máquina de Vetores de Suporte

Abaixo são descritos os parâmetros padrões utilizados para o algoritmo Máquina de Vetores de Suporte ⁴.

- *C* — *float*, opcional (*default* = 1.0) — Parâmetro de *penalidade C* do termo de erro.
- *kernel* — *string*, opcional (*default* = ‘*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*.

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

- *gamma* — *float*, opcional (*default* = '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*.
- *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*.

Naive Bayes

Abaixo são descritos os parâmetros padrões utilizados para o algoritmo Naive Bayes⁵.

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

Perceptron Multicamadas

Abaixo são descritos os parâmetros padrões utilizados para o algoritmo Perceptron Multicamadas⁶.

- *hidden_layer_sizes* — *tuple*, *length* = *n_layers* - 2, opcional(*default* = (100,)) — Parâmetro responsável por definir o *i*th elemento que representa o número de neurônios na *i*th 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).

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>. Acesso em 08 de outubro de 2018.

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

- *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.
- *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 números 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 *Nesterov's 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*.

Regressão Logística

Abaixo são descritos os parâmetros padrões utilizados para o algoritmo Regressão Logística⁷.

- *penalty* — *str*, *l1'* 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*.
- *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

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

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, (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

Neste apêndice, detalhamos as regras de associação encontradas na base de dados AVL, por meio do algoritmo *Apriori*.

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

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

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 44 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 45 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 46 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 47 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 48 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 49 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 50 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 51 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 52 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 53 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 54 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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 ($0 < Lift < 1$).

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 56 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 57 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 58 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 59 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 60 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 61 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 62 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 63 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 64 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 65 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 66 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 68 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 69 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 70 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 71 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 72 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 73 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 74 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 75 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 76 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m dos pontos de rota) 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	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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 77 – Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 78 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 1.000 m 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
Total	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 ($0 < Lift < 1$).

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Análise Apriori aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 80 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 81 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 82 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 83 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 84 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 85 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 86 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 87 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 88 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 89 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019

Tabela 90 – Análise *Apriori* aplicada as velocidades médias (intervalos de 5 minutos) ao conjunto de dados AVL da SPTrans correlacionados (a distância de 100 m 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
Total	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.

Fonte: Felipe Cordeiro Alves Dias, 2019