Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas

DISSERTAÇÃO

Recife, 03 Janeiro de 2017.

Universidade de Pernambuco (UPE)
Escola Politécnica de Pernambuco (POLI)
Instituto de Ciências Biológicas (ICB)

MODELO PREDITIVO DE SUGESTÃO DE ROTEAMENTO RODOVIÁRIO DE CARGAS CONSIDERANDO DADOS HISTÓRICOS, FATORES SÓCIO-AMBIENTAIS E REDES SOCIAIS

Mestrando: Eng. Othon Luiz Teixeira de Oliveira
Orientador: Prof. Dr. Fernando Buarque de Lima Neto

Dissertação de Mestrado apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas
Área de concentração: **Cibernética.**

Banca de examinadora:

Prof. Dr. Carmelo José A. Bastos Filho.....Engenharia de Sistemas/POLI/UPE

Prof. Dra. Rita de Cássia M. Nascimento.....Engenharia de Sistemas/POLI/UPE

Recife, 03 Janeiro de 2017.

"Quem escolheu a busca
não pode recusar a travessia"
(Guimarães Rosa)

Agradecimentos

Agradeço a fulano, ciclano e beltrano de tal,

Resumo

O Transporte de cargas, que atravessa as regiões metropolitanas das grandes cidades brasileiras é realizado principalmente pelas rodovias federais. Essas rodovias estão constantemente congestionadas e têm recebido aumento expressivo de novos veículos a cada ano.

No entorno desses trechos urbanos têm crescido desordenadamente comunidades que demandam por políticas sociais que atendam às suas necessidades. Para reivindicar dos entes públicos essas comunidades bloqueiam as rodovias, aumentando a pressão sobre os congestionamentos. Em alguns trechos o traçado das rodovias está próximo a morros e florestas ficando suscetíveis às intempéries climáticas. Essas variáveis impõem constantes paralisações às rodovias, representando atrasos nas entregas, custos adicionais às empresas e prejuízos à competitividade nacional.

Propor novas soluções, que venham minimizar esses constrangimentos é condição 'sine qua non', para mitigar o que vem sendo chamado de "Custo Brasil". Um modelo preditivo de sugestão de roteamento de cargas que antecipe eventos futuros utilizando informações vindas de base de dados históricas da Polícia Rodoviária Federal, das redes sociais e das condições socio-ambientais que exiba os resultados em forma mapas eletrônicos configuráveis e auto-adaptáveis irá contribuir na tomada de decisão por um gestor que poderá escolher com segurança enviar uma frota de veículos de cargas por determinadas rodovias antecipando prováveis eventos, que possam interferir no fluxo normal das rodovias brasileiras, propondo assim uma alternativa ao traçado de rotas determinísticas e incorporando novas opções de rotas inspiradas na predição de eventos futuros.

Assim, esse mestrado tem por objetivo desenvolver uma plataforma auto-adaptável de suporte a decisão para a problemática crescente da Logística de Cargas.

Palavras-chave: Mineração de dados, Bases de dados históricas, Redes sociais, Logística de transportes, Roteamento

Abstract

This project we propose to make a predict model recive information of the social networking, data bases, and highways managements, compiling everthing is avaliable , to check up routing a self-adapter plataform, in real-time, to drive a vehicle fleet for a destination, safely.

Keywords: Data Mining, Data Bases, Social Network, Logistic, Routing

Lista de Abreviações e Siglas

API	*Application Programming Interface*
BG	*Big Data*
DM	*Data Mining*
TDM	*Text Data Mining*
KDD	*Knowledge Discovery Databases*
PRF	*Polícia Rodoviária Federal*
BPRv	*Batalhão de Polícia Rodoviária (estadual)*
TB	*TeraByte*
PB	*PetaByte*
EB	*ExaByte*
ZB	*ZettaByte*
YB	*YottaByte*

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Sumário

A dissertação

"E se o mundo não corresponde
em todos os aspectos a nossos desejos,
é culpa da ciência ou dos que querem
impor seus desejos ao mundo?"
(Carl Sagan)

1 Introdução

1.1 Justificativa do problema

A partir do início do século XXI o mundo digital, especialmente a Internet, conheceu sua primeira grande crise (2). As empresas ligadas a esse mundo, conhecidas como PontoCom, para sobreviverem, adaptaram-se à Internet abrindo suas estruturas. Desde então houve um *boom* de informações disponíveis nesse segmento sócio-econômico. As informações geradas e disponibilizadas à Internet, nos mais recentes anos, representam 90% de tudo o que já foi criado nos anos anteriores pela humanidade, ou desde que nossa civilização aprendeu a guardar informação.

Para armazená-los, seriam necessários milhões de computadores. Caso fosse possível dispô-los num único *DataCenter*, esses ocupariam uma área do tamanho do estado de São Paulo.

Os dados produzidos pelo ser humano atualmente dobram a cada 5 anos; astrônomos atualizam suas descobertas numa base de dados disponíveis para outros utilizarem; as ciências biológicas agora têm tradição em depositar seus avanços científicos em repositórios públicos (3); redes sociais estão focadas na Web: Facebook, LinkedIn, Tweeter e outras sobrevivem coletando informações, vendendo espaço publicitário e repassando-as às empresas de telemarketing; empresas de comércio eletrônico como Amazon.com, Submarino.com.br, Americanas.com, MagazineLuíza.com.br, utilizam essas informações para vender mais e melhor. Por outro lado, artigos científicos dos mais variados assuntos e das mais variadas áreas alimentam todos os dias, com milhões de informações, os *Data Centers*.

Uma instância do problema descrito anteriormente será tratado nesta pesquisa. Para isso será necessária a integração de bases de dados heterogêneas disponíveis em computadores de órgãos públicos que contenham informações de qualidade para gerar um modelo preditivo de roteamento logístico de cargas rodoviárias, considerando dados históricos de cada rodovia, com os trechos onde há mais retenções que causam constrangimento nessas vias em determinados períodos do dia, que se repetem em meses e ao longo dos ano, tais como acidentes, protestos, intempéries ambienteais. Associadas ao problema em lide, as redes sociais são um arcabouço de informações, os utilizadores dessas redes fornecem

uma grande quantidade de dados que podem ser filtrados para dentro de uma aplicação, através de técnicas adequadas.

1.2 Motivação

As rodovias federais que atravessam a Região Metropolitana do Recife (RMR) estão constantemente congestionadas, não apenas pela quantidade de veículos, mas por serem alvo de paralisações das mais diversas matizes, como protestos de trabalhadores, acidentes, buracos, intempéries naturais e outros tipos de paralisações. Em situações extremas poderiam paralisar até a produção das fábricas no seu entorno (4).

A RMR é a 5ª região mais populosa do Brasil, concentra 3.690.485 habitantes (dados de 2012) (5) em 14 municípios, além da Zona da Mata Norte (ZMN) com 577.191 habitantes e a Zona da Mata Sul (ZMS) com 733.447 habitantes. Nessas regiões (RMR, ZMN e ZMS) a frota (automóveis particulares, ônibus, caminhões, motocicletas, tratores e outros veículos) foi contabilizada, em 2014, com 635.686 veículos (6).

O que acontece na região metropolitana do Recife e no seu entorno é frequentemente visto nas grandes cidades brasileiras. Por outro lado, câmeras de monitoramento de trânsito, redes sociais, aplicativos de celular e outros dispositivos, fornecem informações diárias sobre o que acontece nessas rodovias e no entorno delas, atualizando e alimentando bases de dados históricas, em repositórios espalhados pelos centros de monitoramento de trânsito, isso é conhecido como *Big data*.

Fora do perímetro urbano as rodovias atravessam outras localidades com problemáticas diversas tais como pavimento ruim ou mesmo sem pavimentação, traçados inapropriados e outras intempéries têm causado frequentemente acidentes. A Polícia Rodoviária Federal ou outros órgãos de controle público atendem e registram esses acontecimentos em boletins diários.

A proposição de uma solução para absorver parte dessas informações requer várias etapas, para além da proposição de algumas técnicas de mineração dos dados. Propomos, nesse mestrado, uma solução peculiar, ao enviar essa frota de caminhões por diversas rotas, escolhidas por critérios cientificamente estudados. Isso poderá ser de suma importância para solucionar a problemática do transporte de carga na região metropolitana do Recife. Permitirá fornecer toda informação que se faz necessária para acompanhar veículos de carga, como por exemplo caminhões, na transposição dos obstáculos que possam surgir ao transitar por Pernambuco, conduzindo-os até seu destino de maneira segura e no menor tempo possível.

1.3 Objetivo Geral

Esse estudo tem como objetivo principal desenvolver um modelo preditivo de suporte a decisão para a problemática das retenções crescentes de transporte de cargas rodoviárias nas BRs pernambucanas, contudo este estudo poderá ser portado para outras regiões brasileiras. Para isto propomos uma solução multidisciplinar através da integração de diversas tecnologias disponíveis desde a análise dos dados históricos das rodovias a utilização informações de redes sociais e dados governamentais.

1.3.1 Objetivos Específicos

- Representar a problemática da logística de cargas em uma plataforma adaptável;
- Desenvolver um modelo preditivo dos fenômenos que envolvem as rodovias;
- Desenvolver um ambiente de simulações interativa da estrutura com a dinâmica.

1.4 Resultados Esperados

Ao final dessa pesquisa pretende-se obter um Modelo de Sistema de Suporte à Decisão adaptável, que contribua como uma ferramenta para complementar à tomada de decisão para a gestão do transporte de cargas rodoviárias. A região inicialmente escolhida será a RMR.

2
Revisão da Literatura

2.1 Introdução

Nesse estudo, foi realizada uma revisão teórica e de pesquisas contemplando três campos, a saber:

- O primeiro diz respeito aos modelos preditivos de mineração de dados relacionados à pesquisa em lide;
- O segundo relacionado às tecnologias mineração em textos de redes sociais;
- Finalmente o último campo de pesquisa relacionado às tecnologias de mapeamento através de sistemas de posicionamento global aplicados ao sistema rodoviário.

2.2 CRISP-DM

O "CRoss Indrustry Standard Process for Data Mining" – CRISP-DM (1) é um processo de mineração de dados que descreve como especialistas nesse campo aplicam as técnicas de mineração para obter os melhores resultados. O CRISP-DM é um processo recursivo, onde cada etapa deve ser revista até quando o modelo apresentar os resultados satisfatórios, preliminarmente definidos. O Analista de Dados ou o Cientista de Dados é o profissional que acompanha e executa o processo.

O CRISP-DM foi concebido, desenvolvido e refinado através de "workshops" entre 1996 e 1999 (1), por três entidades empresariais europeias que formavam um consórcio, tendo com parceiros a Daimler-Chrysler AG (Alemanha), que estava, à época, à frente da maioria das organizações empresariais e comerciais na aplicação de mineração de dados em seus negócios; a SPSS Inc.(EUA), que provê serviços baseados em mineração de dados desde 1990, tendo lançado o primeiro workbench de mineração de dados comerciais o Clementine®; e a NCR Systems Engineering Copenhagen (EUA e Dinamarca), com o Teradata®, uma Datawarehouse que estabelecia equipes de consultores especialistas em mineração de dados para atender a seus clientes. Hoje mais de 300 empresas contribuem para o modelo de processo CRISP-DM.

2.2.1 Contexto de aplicação do CRISP – DM

O contexto da aplicação do CRISP-DM (1) é guiado desde o nível mais genérico até o nível mais especializado, sendo normalmente explicado em quatro dimensões:

- O domínio da aplicação – a área específica que o projeto de mineração de dados acontece;
- O tipo de problema – descreve as classes específicas do objetivo do projeto de mineração de dados;
- Os aspectos técnicos – cobrem as questões específicas como os desafios usualmente encontrados durante o processo de mineração de dados;
- As ferramentas e técnicas – dimensão específica que cada ferramenta/técnica de mineração de dados é aplicada durante o projeto.

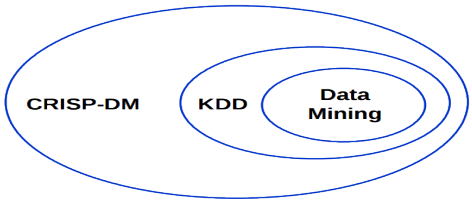
A tabela abaixo sumariza e exemplifica essas dimensões no contexto de aplicação do CRISP-DM.

Tabela 2.1: Mineração de dados – contexto (1)

Dimensão	**Domínio da aplicação**	**Tipo de Problema**	**Aspecto técnico**	**Ferramen**
Exemplo	Modelo de resposta	Descrição e sumarização	Dados faltantes	Clementine
—	Predição agitada	Segmentação	*Outlies*	MineSet
—	—	Descrição do conceito	—	Árvore de
—	—	Classificação	—	—
—	—	Predição	—	—
—	—	Análise de dependências	—	—

A próxima figura descreve o domínio das técnicas aplicadas à mineração de dados:

Figura 2.1: Domínio das técnicas aplicadas a mineração de dados



Fonte: Neurotech – 2012

2.2.2 Ciclo de vida do CRISP–DM

Um projeto de mineração de dados, na perspectiva do CRISP–DM, tem um ciclo de vida compreendido em seis fases:

A primeira, chamada **Entendimento do negócio**, é uma fase crucial da mineração, em que um especialista (ou muitos) deve ser consultado. O analista de dados consegue fazer re-uso de conhecimento lendo periódicos e artigos, mas a experiência de um profissional da área é condição "sine qua non" nessa fase.

Em seguida, o analista de dados passa à fase dois, **Entendimento dos dados**. Nessa fase o analista "olha" para os dados com a acurácia de um especialista, procurando identificar qualidade nos dados. Dados ausentes – "missing data" – são comuns em bases de dados não estruturadas, configurando-se como um problema a ser considerado, pois seu tratamento pode consumir muito tempo do analista de dados.

A terceira fase, **Preparação dos dados**, diz respeito à construção final do conjunto de dados. Preparar os dados significa criar e selecionar atributos, criar tabelas ou planilhas e registros dos dados.

Na quarta fase, **Modelagem de I.A.**, a tecnologia deve ser escolhida de forma criteriosa, baseada na experiência do analista de dados. Em sistemas de suporte à decisão, uma tecnologia inadequada pode levar a decisões imprecisas. É comum retornar às fases anteriores para adequar a técnica aos dados. Um modelo de regressão logística para problemas binários, redes neurais para problemas de classificação, e assim por diante.

Na fase cinco, **Avaliação de desempenho**, um ou muitos modelos devem ter sido construídos e testados, de forma que seja possível atingir uma alta qualidade do ponto de vista da análise dos dados, ou seja, que o modelo proposto esteja de adequado aos objetivos do negócio. Para tal é preciso que antes do desenvolvimento final do modelo, os passos executados até então sejam avaliados e revistos.

A sexta e última fase, caracteriza-se pela conclusão do modelo. No entanto a criação do modelo não é o fim do processo. O conhecimento adquirido precisa ser incrementado, organizado e apresentado de maneira que o cliente possa usá-lo. É importante ressaltar que este ciclo poderá ser retomado até que o modelo esteja adequado às necessidades e especifidades do cliente.

A figura a seguir ilustra as fases do ciclo:

Figura 2.2: O padrão CRISP-DM (1)

2.2.3 Desempenho e a qualidade

Quando são desenvolvidos sistemas de predição e análise de diagnóstico, avalia-se o desempenho e a qualidade dos resultados encontrados. Um método gráfico eficiente para detecção e avaliação da qualidade de sinais, conhecido como *Receiver Operating Characteristic* – ROC, ou curva ROC (7), foi criado e desenvolvido na década de 50 do século passado, para avaliar a qualidade da transmissão de sinais em um canal com ruído. Recentemente a curva ROC tem sido adotada em Mineração de dados e Aprendizagem de Máquina (8), em sistemas de suporte à decisão na medicina, para analisar a qualidade da detecção de um determinado teste bioquímico, na psicologia para detecção de estímulos (9) em pacientes, e na radiologia para classificação de imagens.

Essas métricas são amplamente utilizadas na classificação binária de resultados contínuos. Para isso ser construído utiliza-se a Matriz de Contingência que classifica as probabilidades como: verdadeiro positivo, falso positivo, falso negativo e verdadeiro negativo, respectivamente *True Positive – TP, False Positive – FP, False Negative – FN e True Negative – TN* , também conhecida como matriz de confusão, descrita na tabela a seguir:

Tabela 2.2: Matriz de Confusão

	Predito	
Real	TP FN	Positive – POS
Real	FP TN	Negative – NEG
—	PP PN	—

A matriz da Tabela 2.3 sintetiza a matriz da Tabela 2.4, portanto as duas tabelas são equivalentes.

Tabela 2.3: Matriz modelo de Confusão

	Y $\bar{Y}$	
X	P(X,Y) P(X,$\bar{Y}$)	Positive – POS
$\bar{X}$	P($\bar{X}$,Y) P($\bar{X}$, $\bar{Y}$)	Negative – NEG
—	P(Y) P($\bar{Y}$)	—

De acordo com as probabilidades condicionais temos:

$$P(X,Y) = P(X|Y).P(Y) = P(Y|X).P(X) \tag{2.1}$$

Então, a taxa de verdadeiros positivos será $P(Y|X)$ e a probabilidade de falsos alarmes ou taxa de falsos positivos será $P(Y,\bar{Y})$, a barra sobrescrita em $\bar{X}$ (ou $\bar{Y}$) representa negação.
A curva ROC será construída cruzando-se a taxa dos verdadeiros positivos (tpr = P(Y|X)) com a taxa dos falsos positivos (fpr = P(Y,$\bar{X}$)).

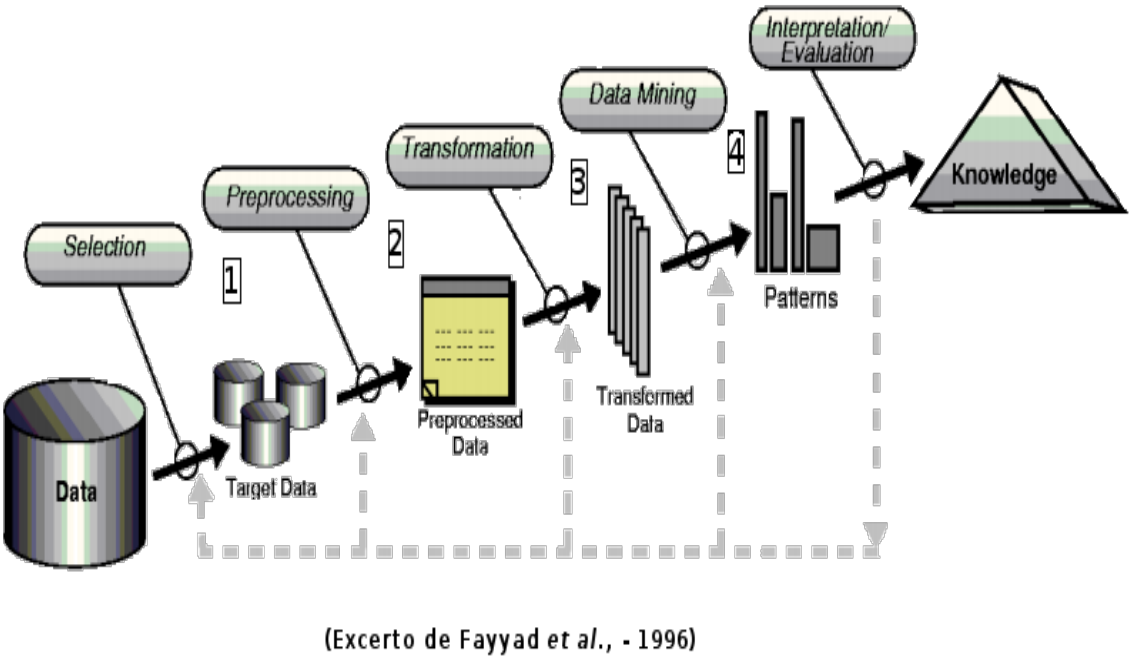
2.3 Mineração de dados

Técnicas de mineração de dados trabalham com dados estruturados, preenchidos em sua totalidade (sem *missing data*), para poder extrair informações relevantes. Um dos maiores problemas na extração de informações é que os dados não estão estruturados, ou não estão no grão adequado, ou ainda faltam dados ("missing data" – dados ausentes). Para contornar o problema de dados ausentes existem várias técnicas, como preenchimento dos dados através de técnicas de inteligência artificial.

O caminho da extração dos dados até sua mineração e, por fim, extração de conhecimento é longa. Na figura a seguir temos um exemplo desse caminho:

A origem dos dados, os "inputs" estão representados na figura onde se lê "Data" este está repleto de *missing data* e/ou dados inconsistentes, conhecidos como dados não estruturados. O balão onde se lê "Selection" representa a coleta das informações ou a seleção dos dados no *Big Data*. Em nossa pesquisa esses dados são provenientes das mais diversas fontes, tais como, redes sociais, câmaras de trânsito, informações de satélites meteorológicos e outras fontes.

Figura 2.3: Fases da mineração de dados até extração do conhecimento



(Excerto de Fayyad *et al.*, - 1996)

Armazenar dados provenientes de redes sociais nessa etapa pode ser um grande problema, devido à sua extensão, porém os dados relevantes podem ser armazenados em "Target Data" com tecnologia apropriada, utilizando-se técnicas de "Map" e "Reduce" ou mineração de dados em textos para criar *cluster* de informações e ler os fluxos de dados (stream data). Algumas técnicas de IA podem ser aplicadas nessa etapa como, ["Data Mininng Swarm Robotics" através de Botnets [1] ou "Swarm Intelligence".]

No balão "Preprocessing" os dados não-estruturados são tratados, por exemplo, retirando os *missing data*. Para estruturar as informações é preciso utilizar técnicas linguísticas, uma vez que existe lógica entre eles (10). Esses dados normalmente são coletados por técnicas de Mineração de Textos, também conhecidas como Mineração de Dados em Textos, técnicas de IA como "Machine Learning" têm sido muito utlizadas. Em "Transformation" os dados foram em estruturados, podendo ser armazenados em Bancos de Dados, conhecidos como Datawarehouse, por exemplo o Hive.

O processo de Mineração dos dados começa no balão "Data Mining", onde são aplicadas as técnicas de IA conhecidas como classificadores, para extração de padrões, tais como: "Decision Tree" (Árvore de decisão), "Artificial Neural Network" (Redes neurais artificiais), "Logistic Regression" (Regressão Logística) e "Deep Learning". Algumas técnicas de mineração de dados são fortemente influenciadas pelas informações na entrada (input), como as Árvores de decisão (11). As Redes Neurais, dependendo da quantidade de variáveis de entrada, paderão ter milhares de neurônios na camada intermediária, o que inviabilizaria essa metaheurística [2].

Todas essas etapas descritas na figura são recorrentes, como indicam as setas pontilhadas que retornam aos passos anteriores. Utilizar técnicas de mineração de dados, além

[1] Botnet é citado no sentido da coleta de informações

[2] Metaheurística são heurísticas aplicadas em problemas onde os custos computacionais não são tratáveis em tempo polionomial, devido às explosões combinatórias geradas pelo grande número de tentativas. Metaheurísticas bioinspiradas metaforizam o comportamento de animais sociais, tais como formigas, pássaros, peixes e outros

de extrair dados, extrai conhecimento, com isso pode-se predizer os resultados futuros na saída do modelo, quando determinados dados ocorrem na entrada (12), essa técnica de extração de conhecimento chama-se *Knowledge Discovery Databases* (KDD).

2.4 Machine Learning

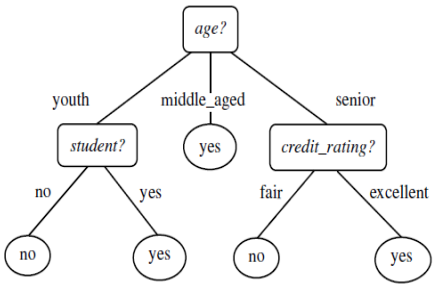
O desafio dos 3 V's (Velocidade, Variedade e Volume) pode ser um fator determinístico na escolha da ferramenta mais adequada para analisar dados e extrair informação. As árvores de decisão são algoritmos rápidos, contudo dados impuros podem comprometer o desempenho desse algoritmo. A fase de extração dos dados do é fortemente influenciáveis pelas variáveis escolhidas, (11) isso pode representar o desafio maior para implementar esta técnica.

2.4.1 Redes Neurais

2.4.2 Árvore de Decisão

Han e Kamber (13) definem indução por árvore de decisão como a aprendizagem de árvore de decisão a partir de classes rotuladas nas tuplas de treinamento. A estrutura da árvore de decisão é semelhante a um fluxograma, onde cada nó interno (não-folha) indica um teste de atributo, cada ramo representa o resultado de um teste e cada nó da folha possui um rótulo de classe. O nó de nível mais superior é chamado de nó-raiz. A seguir, a árvore de decisão que explicita se um cliente, de acodo com sua idade, irá efeturar ou não a compra de um computador:

Figura 2.4: Árvore de decisão



Para Ian e Frank (14), as árvores de decisão podem ser representadas por uma abordagem "dividir para conquistar" para resolução de problemas de aprendizagem, a partir de um conjunto de instâncias independentes. Os nós em uma árvore de decisão "testam" um atributo específico, comparando seu valor com uma constante. No entanto, algumas árvores podem comparar dois atributos com outros ou utilizarem uma função para tal. As árvores de decisão podem ser classificadas em dois tipos: árvores de regressão (regression trees), que são utilizadas para estimar atributos numéricos, e árvores de classificação (classification trees), usadas para análise de variáveis categóricas.

O algorítimo *C4.5* é considerado um exemplo clássico de método de indução de árvores de decisão. O *C4.5* (15) foi inspirado no algoritmo *ID3* (16), que produz árvores de decisão a partir de uma abordagem recursiva de particionamento de um conjunto de dados, utilizando conceitos e medidas da Teoria da Informação (17).

As árvores de decisão têm uma característica peculiar, a saída do modelo de predição (o output), com regras se – então é claramente perceptivel por analistas humanos. Essa qualidade é utilizada para interpretar os resultados.

2.4.3 Regressão Logística

Os modelos de regressão (linear e logística) são técnicas para analisar o relacionamento entre variáveis. No entanto, a regressão linear é utilizada para problemas de natureza contínua, sendo que a regressão logística é semelhante, contudo, a variável dependente não é contínua, é discreta ou categórica (18).

A regressão logística está definida como o logarítmo a seguir:

$$log\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_p x_p \tag{2.2}$$

onde $\pi(x)$ é definido como:

$$\pi(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta_0+\beta_1 x_1+\beta_2 x_2+...+\beta_p x_p}} \tag{2.3}$$

e $x_1, x_2, ..., x_p$ são as variáveis a serem exploradas.

A aplicação da regressão logística foi utilizada, pela primeira vez, com sucesso na oferta de crédito nos anos seguintes ao fim da 2ª guerra mundial, para tomar decisão de oferecer crédito a terceiros (19). A regressão logística é comumente aplicada para problemas de classificação binária (ou booleano).

2.5 Redes sociais

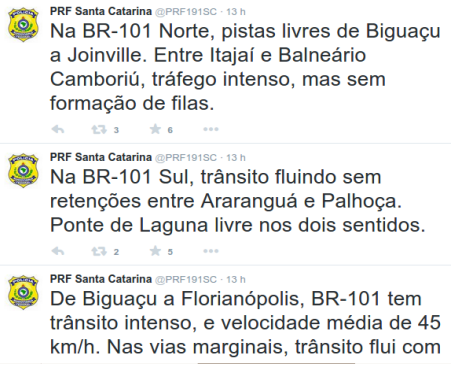
As redes sociais são um arcabouço de informações sobre todo tipo de assunto vivenciado no cotidiano das pessoas, inclusive situações que dizem respeito ao nosso ambiente de pesquisa. O cenário abaixo, encontrado numa rede social, exemplifica a sequência de informações retiradas do Twitter, um microblog onde os usuários escrevem num pequeno espaço (cerca de 140 caracteres), os mais diversos assuntos, e os usuários conectam por uma multiplicidade de dispositivos: computadores, tablets e celulares, formando uma grande rede social mundial. A ideia inicial do Twitter, segundo seus fundadores, era que essa rede se comportasse como um "SMS da Internet" (20). As informações são enviadas aos usuários, conhecidas como twittes, em tempo real e também enviadas aos usuários seguidores que tenham assinado para recebê-las.

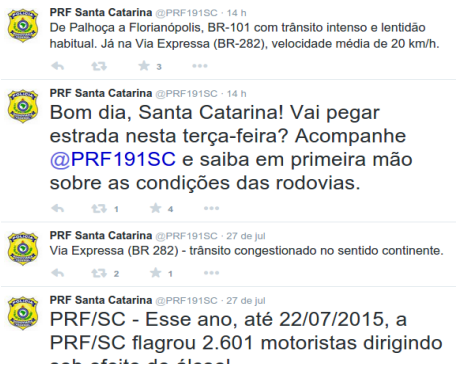
"Em 2010 empresas e usuários armazenaram mais de 13 exabytes de novos dados"(21).

Tabela 2.4: Volume de dados no mundo

Ano	**Qtd**	**Unidade**	**Múltiplo**
2000	800	terabytes – TB	10^{12}
2006	160	petabytes – PB	10^{15}
2009	500	exabytes – EB	10^{18}
2012	2,7	zettabytes – ZB	10^{21}
2020	35	yottabytes – YB	10^{24}

A seguir pode-se verificar uma sequência de twittes da Polícia Rodoviária Federal de Santa Catarina:





A Polícia Rodoviária Federal de Santa Catarina, disponibilizou às 13h através do canal @PRF191SC, informações relevantes sobre o trânsito naquela localidade, num espaço temporal variado, por exemplo: entre Itajaí e Balneário Camboriú o transito está intenso. Isso sugere que a frota de caminhões deva ter uma rota alternativa caso a situação persista por muito tempo. No primeiro twitte da segunda coluna, é informado em Via Expressa (BR 282) que o trânsito está lento com velocidade de 20km/h (praticamente congestionado). Essa informação sugere que deve ser pensada uma rota alternativa, caso o congestionamento persista por muito tempo.

Outra rede social conhecida pelos condutores de veículos é o Waze. O Waze é um aplicativo de navegação para o trânsito, funciona em aparelhos celulares e tablets. Os utilizadores desse aplicativo são conhecidos como wazers e compartilham informações sobre o trânsito, em tempo real. Toda via, as informações somente estão disponíveis no momento em que são postadas pelos utilizadores, por um período de tempo pequeno. Caso não haja usuários trafegando pelas vias ou caso os mesmos não tenham disponibilidade em postar informações, não há o que se compartilhar. Outro problema levantado com o waze é que, caso não haja conexão à Internet não há como acessar os dados dos 'wazers', para navegação.

Além dos dados que chegam ao *Big Data* através das redes sociais, as grandes cidades têm disponíveis câmeras de monitoramento do trânsito nos semáforos ou próximas a eles; algumas com cobertura por canais de televisão bem como câmaras de segurança próximos às rodovias, coletando informações em tempo real. Os dados desses dispositivos são gravados, sendo conhecidos como *stream* de dados. Esses *streams* podem ser disponibilizados na Internet, em sítios eletrônicos especialmente construídos para isso, como o http://vejoaovivo.com.br dentre outros.

Os dados disponibilizados pelos diversos meios de comunicação não estão em formato que possam ser utilizados imediatamente, precisando antes serem processados. Tais dados não processados são conhecidos como "dados frios". O processo de tratar as informações, retirando-lhes o "lixo" e transformando dados "frios" em dados "quentes", é um processo que tem um custo temporal elevado, devido ao volume dos dados.

2.5.1 Data Mining - Text Data Mining

Minerar dados em texto nas redes sociais não é uma tarefa atômica, devendo ser divida em várias etapas, com processos específicos em cada uma delas, como descrito anteriormente. Extrair conhecimento dos dados não processados não faz sentido, tratá-los apenas "per si" exige muito trabalho de IA, como Mineração de dados em textos. A Mineração em textos é inspirada em técnicas de "Machine Learning" (10). Contudo analisar textos é basicamente entender o significado do texto, baseado em regras de associação lógica. O mapa mental a seguir mostra um modelo de análise de texto feito por seres humanos.

Figura 2.5: Mapa mental da Mineração em textos

3
Metodologia

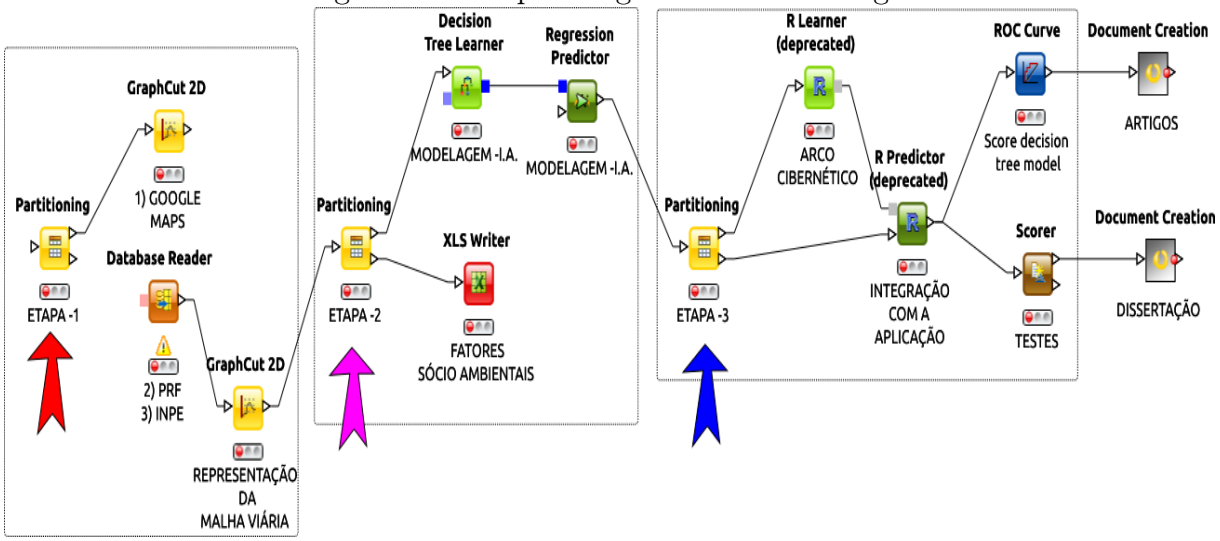
O processo para construir o modelo preditivo foi o CRISP – DM. forneça informação suficiente a um gestor para decidir quando e por onde enviar uma frota de caminhões por determinada rodovia que apresente retenções crescentes de logística de cargas. As soluções disponíveis que existem tais como; Google Maps, Waze e outros dessa natureza somente exibem informações momentâneas, produzidas e compartilhadas pelos utilizadores dos aplicativos ou por informações provindas de GPS, contudo não analisam dados históricos dessas rodovias nem fazem predições futuras sobre o comportamento delas.

3.1 Plano geral da metodologia

A metodologia da pesquisa contempla um plano em três etapas, cada uma dividida em fases atinentes. As duas primeiras etapas da nossa metodologia completam o ciclo do processo CRISP-DM. A terceira etapa é o "front-end", onde são plotados no mapa os pontos críticos da rotas.

A figura a seguir ilustra essa metodologia descrita graficamente, onde as três etapas são representadas por retângulos.

Figura 3.1: Etapas da gerais da metodologia



A **etapa 1** contempla a fases da coleta das bases de dados históricas, preparação dos dados e construção das variáveis do modelo preditivo.

1. O modelo preditivo integra várias bases de dados, tais como: Polícia Rodoviária Federal – PRF, Batalhão de Polícia de Transito – BPRv e dados históricos do Instituto de Pesquisas Espaciais – INPE ou dos dados de precipitações pluviométricas do "European Centre for Medium-Range Weather – ECMWF.
2. Algumas dessas informações também estão disponíveis em base de dados abertas, como sugere o Portal da Transparência, nos servidores da PRF além de outras informações para complementar o sistema estão disponíveis na Internet sendo atualizadas pela PRF através de uma API aberta, esta pode ser configurável para se ligar ao nosso sistema.

O segunda **etapa 2** consiste na Mineração dos dados, tendo como "inputs" a etapa anterior; aplicar as técnicas de IA nas variáveis do sistema preditivo. Os "outputs" dessa etapa consiste em transformar os dados provenientes mineração em coordenadas geográficas, isto é: em latitude e longitude.

A **terceira** e última etapa da metodologia contempla:

1. A malha viária representada em mapas de bases vetoriais;
2. Um ambiente de simulação interativa que utiliza uma plataforma baseada na API do Google Maps.
3. Um módulo dinâmico onde são capturados "feeds" de redes sociais, por exemplo pelo Twitter. Essa técnica faz um arco cibernético mantendo o sistema atualizado.

As coordenadas geográficas, "outputs" da etapa 2, são agrupadas a priori formando "cluster" de dados a serem exibidos nos mapas vetoriais das APIs correspondentes.

A representação da malha viária, que acopla a estrutura dinâmica com a estrutura estática, é o "front-end" da metodologia. Esta etapa permite uma contraposição ao modelo preditivo na perspectiva do usuário gestor. Isso pois, modelos preditivos com o passar do tempo tendem a desfasar-se, contudo este módulo permite visualização instantânea do ambiente das rodovias.

3.2 Modelo preditivo

O modelo preditivo foi construído utilizando bases de dados históricas da PRF (de acidentes e de paralisações ex: protestos) entre Janeiro de 2007 a Dezembro 2015. As bases de dados do Batalhão de Polícia de Rodoviária estadual – BPRv vieram entre Janeiro/2010 a Julho/2016, cortes em ambas as bases foram feitos para adequar as datas. Essas bases de dados são integradas gerando um único e complexo modelo preditivo que será acoplado a estrutura dinâmica.

3.3 Reflexão sobre as tecnologias utilizadas no modelo preditivo

Não existe uma técnica de mineração que generalize os mais diversos ambientes preditivos, mas sim um "pool" dessas técnicas onde uma complementa outra.

As técnicas preditivas tradicionais que contemplam análise de grandes massas de dados como base homogêneas.

são possíveis quando adaptadas para uma forma comparável à que foram inicialmente concebidas, por que as variáveis em uma base de dados a priori guardam pouca relação as variáveis de outra base de dados. neste caso essas variáveis ou são excluídas ou são transformadas a fim de "guardarem" um correlação com a outra base de dados.

Na fase de transformação de dados, onde são criadas novas variáveis, a proximidade entre as bases heterogêneas deverão se estreitam. Nesta pesquisa, bases heterogêneas foram integralizadas num única grande base, onde as variáveis independentes foram em sua maioria preservadas e/ou construídas novas, nas bases onde não haviam correspondência, respeitando a lógica do negócio.

A tabela a seguir descreve as variáveis originais na base de dados de acidentes da PRF

3.4 Extração do conhecimento

As técnicas como Redes Neurais Artificias (MLP) [CITAR], Árvores de decisão (CART) [CITAR], Regressão logística (MLR) [CITAR] fornecem visão generalizada dos fatores preponderantes, levantando padrões ocultos nos dados. Esta fase é conhecida como Aprendizagem de Máquina (acrônimo de Machine Learning)

a Redes Neurais Artificias do tipo *Multi Layer Perceptron* – (MLP) têm capacidade de receber várias entradas ao mesmo tempo e distribuí-las de maneira organizada, além são simples de implementar e trazem resultados satisfatórios em grandes bases de dados.

b Árvores de decisão para classificar acidentes do tipo *Classification and Regression Tree* – (CART) foi empregue por Pakgohar et al no artigo *The role of human factor in incident and severity of road crashes based on the CART and LR regression a data mining approach* com nível de acurácia próximo aos 80%

c Regressão logística tipo *Multinomial Logistic Regression* – (MLR) fornece a possibilidade de aprofundamento em vários níveis de busca sendo a mais apropriada, já que Regressão logística tradicional não permite aprofundamento desse tipo no espaço de busca.

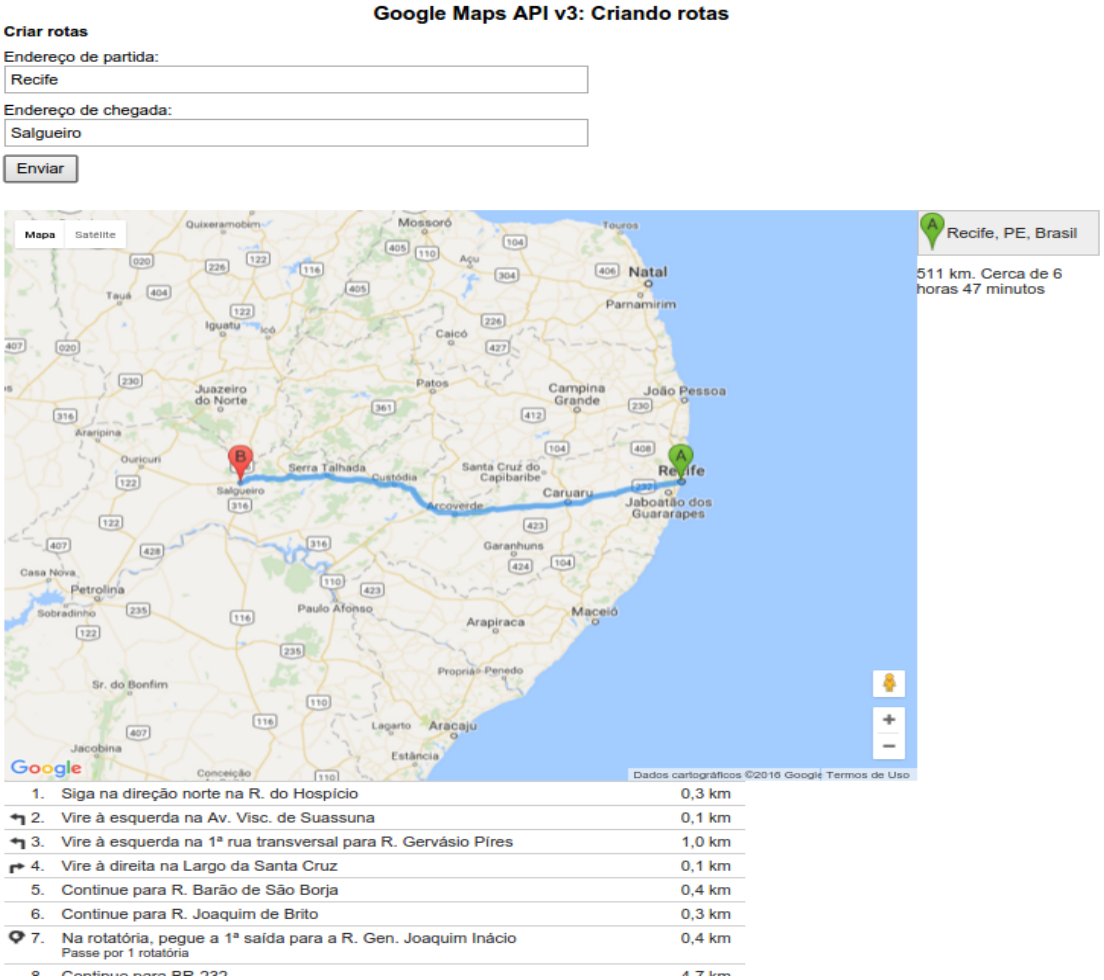
3.5 Acoplamento com a estrutura dinâmica

A estrutura dinâmica é composta por duas API's, uma disponibilizada pela Google, através do Google Maps que está atualmente na versão V3 e outra uma API do Twitter. A API do Google Maps proporciona uma "leitura" atualizada em forma de mapa no momento em que a estrutura dinâmica "roda".

A API do Twitter também tem a possibilidade de atualizar o modelo preditivo, contudo o objetivo desta é faz um Arco cibernético, retroalimentando todo o sistema com novas informações, pensamos que isso permite um visualização instantânea do ambiente como um todo.

Os "feeds" das redes sociais como o Twitter permitem analisar o contexto das rodovias com defasagem temporal pequena, os utilizadores dessas redes sociais inclusive a PRF atualizam as redes sociais com dados sempre que há uma ocorrência por essas A monitoração dessas redes sociais se faz por Mineração em textos, são verificas palavras chaves como: protestos, acidentes e outras.

Figura 3.2: Etapas da metodologia



4
Simulação

4.1 As variáveis do modelo preditivo

Algumas técnicas de IA são altamente sensíveis a dados ausentes os "missing data" à dados com pouca consistência e outros tipos de dados comuns em bases mantidas sem um bom critério de inserção dos dados. A variável dependente foi designada como **gargalo** e as variáveis independentes (ou explicativas) são:

Tabela 4.1: Variáveis do modelo preditivo

KM	Numeração do quilômetro
BR	Numeração da Br
condPista	Condição da pista: seca, molhado, ...
restVisibili	Restrição de visibilidade: inexistente, neblina, .., outros
tipoAcident	Tipo de Acidente: atropelamento, colisão, paralisação,...
tipoDano	Tipo de Dano: leve, médio, grave
Municipio	Localidade onde ocorreu
Ano	Ano que ocorreu o acidente
Mês	Mês que ocorreu o acidente
Dia	Dia que ocorreu o acidente
Hora	Hora que ocorreu o acidente

À base de dados da PRF, relativas a interdições das vias, por motivos diversos, não haviam variáveis tais como; visibilidade, condições da via, gravidade paralisação e outras. Foram incorporadas à essa base essas novas variáveis, para populá-las, adotou-se a lógica; presumivelmente protestos são realizados com boa visibilidade, em condições de via razoáveis e a gravidade da paralisação foi considerada leve.

5 Conclusão

As rodovias federais brasileiras que cruzam as regiões metropolitanas das grandes cidades se apresentarão sempre como um gargalo no fluxo do trasporte de cargas devido ao crescimento do número de veículos que nelas trafegam.

A solução proposta visa reduzir e dirimir os atuais gargalos burocráticos e tecnológicos para obtenção das bases de dados históricas de entidades públicas, os direitos autorais para utilização de APIs e de tecnologias específicas necessárias para apropriação via Internet. Entendemos ser normal esse cuidado por se tratar de informações de órgão que devem primar pelas informações de seus usuários. Mas tentaremos suprir demandas reais e importantes sem que isso represente algum risco à privacidade dos geradores de dados. Em suma, nossa solução pretende mitigar o gargalo da logística de transporte de cargas, ofe- recendo uma solução possível à gestão de frotas de veículos que trafegam em rodovias, notadamente no caso do entrono metropolitano do Recife.

5.1 Discussão

Algumas propostas para a RMR vêm sendo amplamente difundidas pelas mídias, tais como o arco metropolitano. Arcos metropolitanos, para além dos transtornos de se contruir um, são muito caros, requerem constantes manutenções e com o passar dos anos, com o crescimento populacional no seu entorno, tornam-se novamente um novo gargalo para o transporte de cargas.

Gerir como as rodovias são utilizadas é a maneira mais racional, elas estão ai para auxiliar no trasporte de pessoas, mercadorias e para serviços, portanto é de todos e todos têm o dever de contribuir preservando-as e respeitando o direito dos outros.

5.2 Trabalhos futuros

A API Google Maps, o "front-end" do sistema, em uma futura aplicação poderá ser executada em um aparelho celular do tipo "Smartphone", com capacidade para executar aplicativos gráficos mais complexos.

A
Preprocessamento

A.1 Coleta e Preprocessamento dos dados da PRF

As informações para suprir nosso modelo preditivo estão disponíveis na Internet, em sua maioria são Dados Governamentais Abertos, tais como os dados da PRF, INPE e IBGE. Isto são iniciativas governamentais para fomentar a participação popular, dentro outros motivos, essas informações são também conhecidas como *open data* (22), contudo os dados referentes à PRF e ao BPRv, para esta pesquisa, foram cedidos pelos respectivos órgãos governamentais (ver anexos) já em formato CSV para serem utilizados exclusivamente nesta pesquisa. Isso possibilitou ganho qualitativo nos dados evitando passar pelos transtornos como descreve Costa (2015) quando coletou os dados diretamente da Internet.(23) As bases de dados do INPE e do base de dados do IBGE apresentaram boa qualidade o que justificou serem serem coletados diretamente da Internet.

Tabela A.1: Variáveis originais da base de acidentes

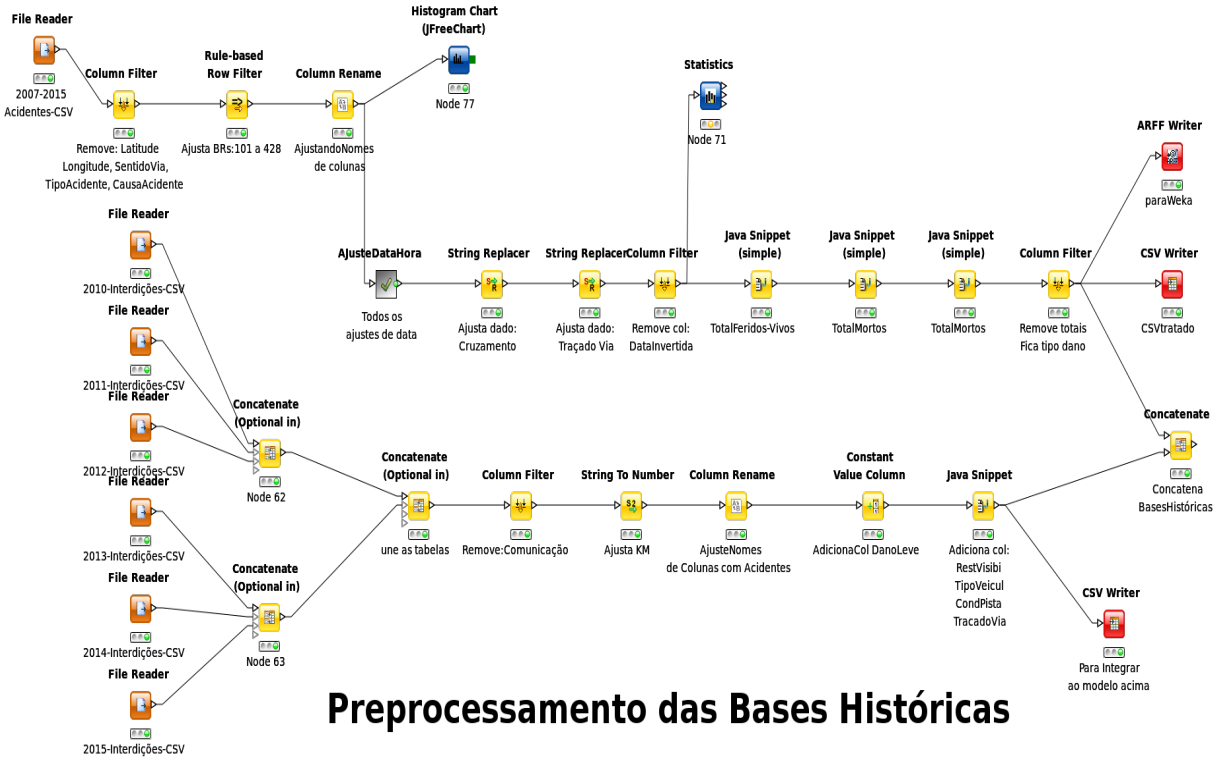
Ano	Ano da ocorrência do acidente
Mês	Mês de ocorrência do acidente
Num	Número do mês do acidente ex: 1 = Janeiro
KM	Numeração do quilômetro
BR	Numeração da Br
Latitude	Latitude da ocorrência
Longitude	Longitude da ocorrência
Condição Pista	Condição da pista: seca, molhado, ...
Restrição de Visibilidade	Restrição de visibilidade: inexistente, neblina, .., outros
Tipo Acidente	Tipo de Acidente: atropelamento, colisão lateral,..
Cauda Acidente	A possível causa do acidente: Falta de atenção, ...
Sentido Via	Sentido da via: crescente, decrescente
Traçado Via	Tipo de traçado da via: reta, curva, cruzamento, ...
Município	Localidade onde ocorreu
Tipo veículo	Tipo de veículo envolvido no acidente
Data Inversa	Data do acidente no formato dd/mm/aa
Horário	Hora que ocorreu o acidente no formato hh/mm/ss
Qtd Feridos Graves	Quantidade de feridos graves envolvidos
Qtd Feridos Leves	Quantidade de feridos leves envolvidos
Qtd Ilesos	Quantidade de ilesos envolvidos
Qtd Mortos	Quantidade de mortos envolvidos
Qtd Pessoas	Quantidade de pessoas envolvidos
Qtd Veículos	Quantidade de veículos envolvidos
Qtd Acidentes Graves	Quantidade de acidentes graves
Qtd Ocorrências	Quantidade de ocorrências

Na tabela seguinte; as variáveis originais da base de dados da PRF com interdições das vias (somente interdições que paralisaram as BRs, não contém acidentes, exemplo: passeatas, protestos)

Tabela A.2: Variáveis originais da base de interdições

Comunicação	Código do agente que comunicou o incidente
Data Hora	Data hora no formato dd/mm/aa mm:ss
BR	Numeração da Br do incidente
KM	Numeração do quilômetro do incidente
Trecho	Local onde ocorreu o incidente

Figura A.1: Etapas 1 – Coleta e união das bases históricas de acidentes e interdições



Referências Bibliográficas

1 WIRTH, R. Crisp-dm 1.0 – step-by-step data mining guide. p. 7–10.

2 QUADROS, C. I. D. Dez Anos Depois do. *Intercom*, v. 1995, p. 65–69, 2005.

3 DILSIZIAN, L. E. S. E. Artificial intelligence in medicine and cardiac imaging: Harnessing big data and advanced computing to provide personalized mecial diagnosis and treatment. p. 1.

4 BNDES. Perspectivas do investimento, n. 2, out. 2013. *Perspectivas do Investimento 2014-2017*, p. 2, 2013.

5 BITOUN, J. et al. Região Metropolitana do Recife no Contexto de Pernambuco no Censo 2010. p. 25, 2012. Disponível em: <http://www.observatoriodasmetropoles.net/download/Texto_BOLETIM_RECIFE_FINAL.pdf>.

6 IBGE, I. B. de Geografia e E. Região metropolitana do recife no contexto de pernambuco no censo 2010. 2014. Disponível em: <http://www.cidades.ibge.gov.br/painel/frota.php?codmun=261160&search=pernambuco/recife/infograficos:frota-municipal-de-veiculos/&lang=_ES>.

7 EGAN, J. P. Signal detection theory and roc analysis. New York, USA: Academic Press, 1975.

8 ANAESTHETIST, T.

9 SOUZA, C. R.

10 ARANHA, C.; PASSOS, E. *A Tecnologia de Mineração de Textos*. 2006. 1–8 p.

11 SRIVASTAVA, V. K. A.; SINGH, N. Review of decision tree algorithm: Big data analytics. *International Journal of Informative & Futuristic Research*, v. 2, n. 10, p. 3644–3654, 2015.

12 AMIN, A. et al. A Comparison of Two Oversampling Techniques (SMOTE vs MTDF) for Handling Class Imbalance Problem: A Case Study of Customer Churn Prediction. v. 353, p. 215–225, 2015. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-16486-1>.

13 HAN, J.; KAMBER, M. Data mining: Concepts and techniques. Elsevier, San Francisco, v. 2 edition, 2006.

14 WITTEN, I. H.; FRANK, E. Data mining: Practical machine learning tools and techniques. *Elsevier, San Francisco*, v. 2 edition, 2005.

15 QUINLAN, J. R.

16 QUINLAN, J. R. Discovering rules by induction from large collections of examples. *Expert systems in the micro electronic age. Edinburgh University Press*, In D. Michie, 1979.

17 HAN, J.; KAMBER, M. *Data mining: concepts and techniques*. [S.l.: s.n.], 2006.

18 WEST, D. Neural network credit scoring models – computers and operations research. p. 1131 – 1152, 2000.

19 M, H. J. Logistic regression models. Chapman and Hall – CRC Press, 2009.

20 DORSEY E. WILLIAMS, B. S. J.; GLASS, N. Twitter. July 2015. Disponível em: <https://pt.wikipedia.org/wiki/Twitter>.

21 JAGADISH J. GEHRKE, A. L. Y. P. J. M. P. R. R. H. V.; SHAHABI, C. Exploring the inherent technical challenges in realizing the potential of big data. *Comunication of the ACM*, v. 57, n. 7, p. 86–96, July 2014.

22 2016. Disponível em: <http://dados.gov.br/dados-abertos/>.

23 COSTA, J. D. J.; BERNARDINI, F. C.; FILHO, J. V. A mineração de dados e a qualidade de conhecimentos extraídos dos boletins de ocorrência das rodovias federais brasileiras. *AtoZ: novas práticas em informação e conhecimento*, v. 2, n. 2014, p. 1–26, 2015. Disponível em: <http://ojs.c3sl.ufpr.br/ojs/index.php/atoz/rt/printerFriendly/41346/25356>.