



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 frequentemente se encontram congestionadas em determinados dias e/ou horários. Além do mais, tem sido contabilizado um aumento expressivo de veículos que por elas trafegam, a cada ano. No entorno de tais rodovias, particularmente em perímetros urbanos, comunidades realizam bloqueios para protestar contra acidentes, atropelamentos ou ainda paralisações de cunho político, como greves, etc. A proximidade das rodovias de trechos com morros, florestas, rios, contribuem para que questões ligadas às intempéries da natureza, como, por exemplo, deslizamentos, promovam bloqueio das estradas. Essas variáveis impõem constantes paralisações às rodovias, representando atrasos na entrega, custos adicionais às empresas e prejuízos de várias ordens. Partindo dessa preocupação, esse estudo teve por objetivo propor e testar conceitos para uma plataforma auto-adaptável que contemple um modelo preditivo de comportamento das rodovias federais que atravessem o estado de Pernambuco, de modo que seja possível antecipar eventos que poderão ocorrer em determinados trechos de rodovia, que possam causar constrangimentos, como retenção, redução de tráfego (gargalos) e paralisação.

Para a proposição desse modelo, foram coletadas informações, a partir de 2007, na base de dados da Polícia Rodoviária Federal de Pernambuco, Polícia Rodoviária Estadual, IBGE e DataSus, INPE, além das redes sociais, como Twitter, e informações do GoogleMaps. Com base nas informações obtidas, foi realizada uma Mineração de Dados (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIO e SMYTH, 1996; HAN e KAMBER, 2006), utilizando a metodologia CRISP-DM (CHAPMAN; KERBER; WIRTH et al, 2000) para encontrar padrões comportamentais nas rodovias e em seu entorno. As tecnologias empregadas para a Mineração foram: Redes Neurais (HEATON, 2008), Árvores de Decisão (SRIVASTAVA; KATIYAR e SINGH, 2015) e Regressão Logística (HILBE, 2009). Para dados atualizados foram coletadas informações do Twitter, e para exibir a localização, utilizamos o Google Maps. O modelo de predição proposto significa um avanço em termos de mobilidade e gestão do transporte de cargas, uma vez que possibilita antecipar eventos e comportamentos, favorecendo a escolha de rotas alternativas e ampliando o espaço temporal de escolha para determinadas rotas.

Palavras-chave: Modelo de Predição, Mineração de dados, CRISP-DM, Controle de tráfego rodoviário.

Abstract

This project we propose to make a predict model receive information of the social networking, data bases, and highways managements, compiling everything is available , 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	<i>Application Programming Interface</i>
BG	<i>Big Data</i>
DM	<i>Data Mining</i>
TDM	<i>Text Data Mining</i>
KDD	<i>Knowledge Discovery Databases</i>
CRISP-DM	<i>Cross Industry Standard Process for Data Mining</i>
PRF	<i>Polícia Rodoviária Federal</i>
BPRv	<i>Batalhão de Polícia Rodoviária (estadual)</i>
PB	<i>PetaByte</i>
EB	<i>ExaByte</i>
ZB	<i>ZettaByte</i>
YB	<i>YottaByte</i>

Lista de Figuras

2.1	Domínio das técnicas aplicadas a mineração de dados	17
2.2	O padrão CRISP-DM (1)	17
2.3	Entendimento do negócio	18
2.4	Entendimento dos dados	18
2.5	Preparação dos dados	19
2.6	Modelagem IA	19
2.7	Avaliação do modelo	20
2.8	Implantação do modelo	20
2.9	Fases da mineração de dados até extração do conhecimento	21
2.10	Árvore de decisão	23
2.11	Rede Neural	24
2.12	Perceptron de Rosenblatt	27
2.13	Rede ADALINE (ADaptative LINear Element) e o MADALINE (Many ADALINE) Perceptron	28
2.14	Um arranjo de Perceptrons em camadas	29
2.15	Perceptron de McCulloch e Pitts	29
2.16	Mapa mental da Mineração em textos	34
3.1	Etapas da modelo proposto	37
4.1	Etapas da modelo proposto	40
4.2	Condição Pista X Num. Acidentes – Restrição visibilidade X Num. Acidentes	41
4.3	Tipo de Veículo X Num. Acidentes	42
4.4	Traçado da via X Num. Acidentes	42
4.5	Etapas da metodologia	44
A.1	Etapas 1 – Coleta e união das bases históricas de acidentes e interdições . .	49

Lista de Tabelas

2.1	Mineração de dados – contexto de aplicação (1)	16
2.2	Matriz de Confusão	31
2.3	Matriz modelo de Confusão	31
2.4	Volume de dados no mundo	32
4.1	Variáveis do modelo preditivo	43
A.1	Variáveis originais da base de acidentes	48
A.2	Variáveis originais da base de interdições	49

Sumário

1	Introdução	12
1.1	Justificativa do problema	12
1.2	Motivação	13
1.3	Objetivo Geral	14
1.3.1	Objetivos Específicos	14
1.4	Resultados Esperados	14
2	Revisão da Literatura	15
2.1	Introdução	15
2.2	CRISP-DM	15
2.2.1	Contexto de aplicação do CRISP – DM	16
2.2.2	Ciclo de vida do CRISP-DM	17
2.3	Mineração de dados	21
2.4	Aprendizagem de Máquina	23
2.5	Classificação e Regressão para análise preditivas	23
2.6	Árvore de Decisão	25
2.6.1	Tipos de Árvores de decisão	25
2.7	Regressão	25
2.7.1	Tipos de regressão aplicadas a mineração de dados	25
2.7.2	Regressão Linear	25
2.7.3	Regressão Logística	25
2.8	Redes Neurais	27
2.8.1	Introdução	27
2.8.2	Definições e funcionamento de uma Rede Neural Artificial	28
2.8.3	Aplicações e Tipos de Redes Neurais	30
2.9	Medida de desempenho e qualidade aplicadas à mineração	30
2.10	Redes sociais	32
2.10.1	Data Mining - Text Data Mining	34
3	Contribuição	35
3.1	Modelo Proposto	36
3.2	Reflexão sobre as tecnologias utilizadas no modelo preditivo	36
3.3	Extração do conhecimento - KDD	37
4	Simulação	39
4.1	O modelo proposto	39
4.2	A construção do Modelo preditivo	41
4.2.1	Entendo e validando os dados de entrada – input	41
4.2.2	Base da PRF – acidentes	41

4.2.3	Base da PRF – interdições	43
4.2.4	Base do IBGE	43
4.2.5	DataSUS	43
4.3	As variáveis do modelo preditivo	43
4.4	Acoplamento com a estrutura dinâmica	44
4.5	Casos de teste do modelo preditivo	45
5	Conclusão	46
5.1	Discussão	46
5.2	Trabalhos futuros	46
A	Preprocessamento	47
A.1	Coleta e Preprocessamento dos dados da PRF	47
	Referências Bibliográficas	50

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, MagazineLuiza.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 anos, tais como acidentes, protestos, intempéries ambientais. 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 5^a região mais populosa do Brasil, concentra 3.690.485 habitantes (dados de 2012) 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 (5). 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 rodovias 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 preditivo de sugestão de roteamento de cargas que contribua como uma ferramenta para complementar à tomada de decisão para a gestão do transporte de cargas rodoviárias. A espaço geográfico inicialmente escolhido foi o estado de Pernambuco.

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 Industry Standard Process for Data Mining” – CRISP-DM é um processo de mineração de dados que descreve como especialistas nesse campo aplicam as técnicas de mineração para obter os melhores resultados (1). 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 de aplicação (1)

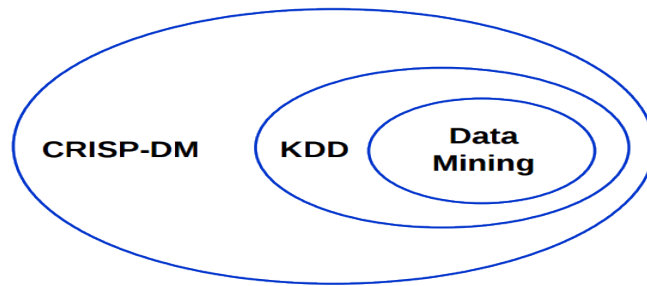
Dimensão	Domínio da aplicação	Tipo de Problema	Aspecto técnico	Ferramentas e Técnicas
Exemplo	Modelo de resposta	Descrição e sumarização	Dados faltantes	Clementine
—	Predição agitada	Segmentação	<i>Outliers</i>	MineSet
—	—	Descrição do conceito	—	Árvore de decisão
—	—	Classificação	—	—
—	—	Predição	—	—
—	—	Análise de dependências	—	—

Fonte: CRISP-DM –

1.0

A aplicação das técnicas de mineração de dados identifica padrões ocultos nos dados, inacessíveis pelas técnicas tradicionais, como por exemplo, consultas em banco de dados, técnicas estatísticas, dentre outras. Além disso, possibilita analisar um grande número de variáveis simultaneamente, o que não acontece com o cérebro humano (7), bem como, com outras técnicas. A análise desse processo permite extrair novos conhecimentos a partir dos dados, que é tratado na literatura como KDD – Knowledge Discovery Database (8). Fayyad destaca a natureza interdisciplinar do KDD que contempla a intersecção de campos de pesquisa tais como Aprendizagem de Máquina (Machine Learning), Reconhecimento de Padrões, I.A., estatística, computação de alto desempenho e outros, propõe que o objetivo principal é extrair um conhecimento de alto nível a partir de dados de baixo nível num contexto de grandes bases de dados. O CRISP-DM, por sua vez, engloba todos esses elementos como pode ser visto na figura a seguir:

Figura 2.1: Domínio das técnicas aplicadas a mineração de dados



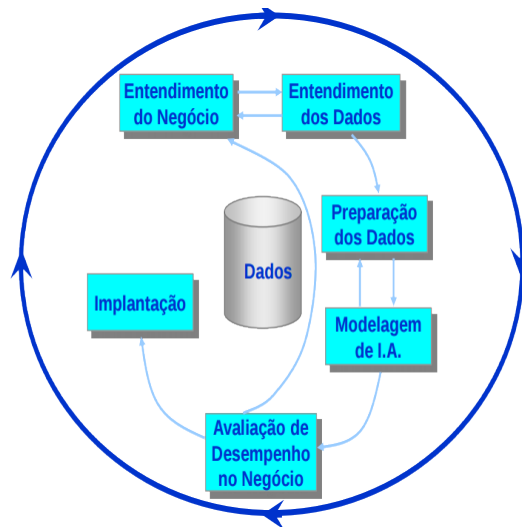
Fonte: Neurotech – 2012

2.2.2 Ciclo de vida do CRISP-DM

O modelo de processo CRISP-DM provê seis fases para um projeto de mineração de dados, sendo assim determina-se um ciclo de vida compreendido para cada uma dessas fases:

A figura a seguir ilustra as fases do ciclo:

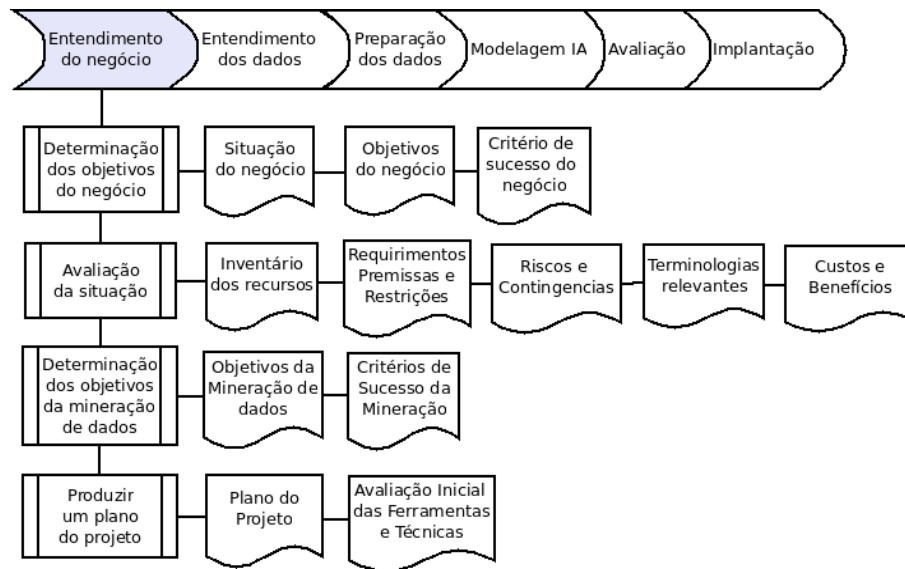
Figura 2.2: O padrão CRISP-DM (1)



Fonte: CRISP-DM 1.0

A primeira fase, conhecida como **Entendimento do negócio**, ou “fase de entendimento dos objetivos e dos requerimentos sob a perspectiva do negócio” (CHAPMAN; KERBER; WIRTH et al, 2000, p.10) é uma fase crucial da mineração, um especialista (ou muitos) deve ser consultado. O analista de dados e o analista do negócio traçam os objetivos da mineração sob a perspectiva do cliente. Questionamentos incorretos ou negligência nesta fase podem acarretar esforços excessivos no processo como um todo a experiência de um profissional da área é condição “sine qua non” nessa fase. Portanto avaliar o negócio, avaliar a situação sob o ponto de vista dos riscos de não conclusão do processo, determinar os objetivos e traçar um plano para execução. Essas etapas são delineadas nas figuras que se seguem.

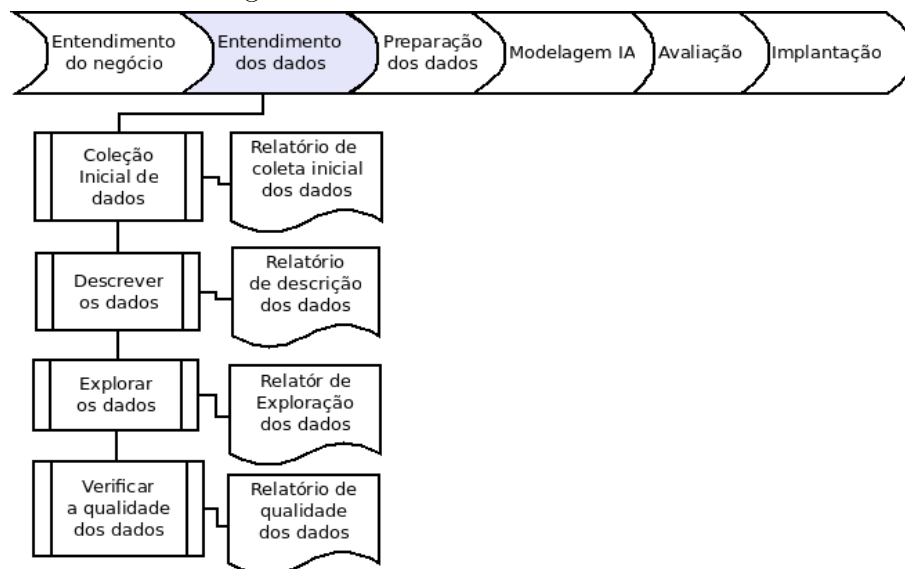
Figura 2.3: Entendimento do negócio



Fonte: CRISP-DM 1.0

Em seguida, o analista de dados passa à segunda fase, **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.

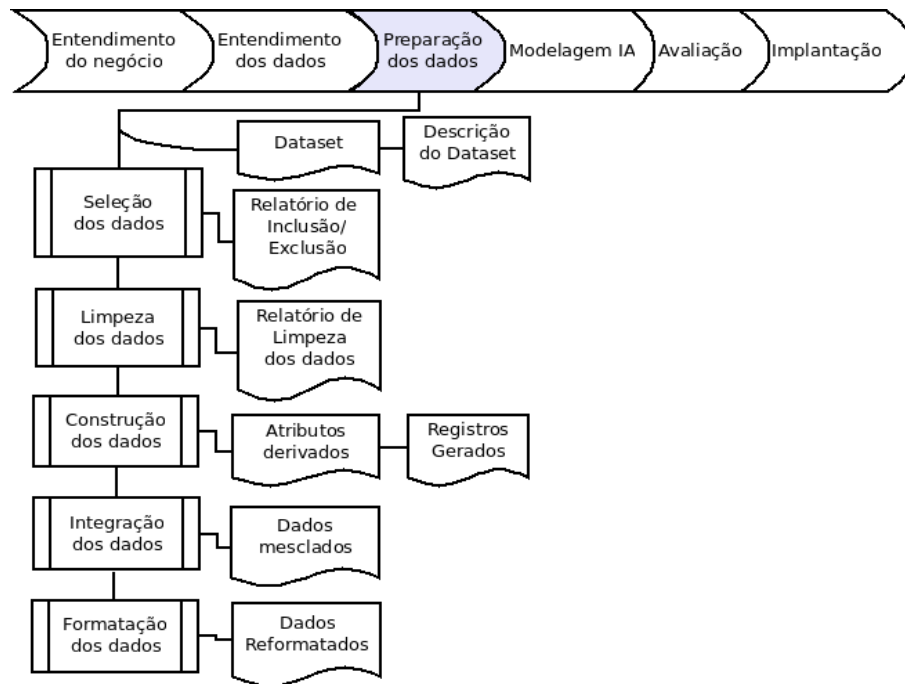
Figura 2.4: Entendimento dos dados



Fonte: CRISP-DM 1.0

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.

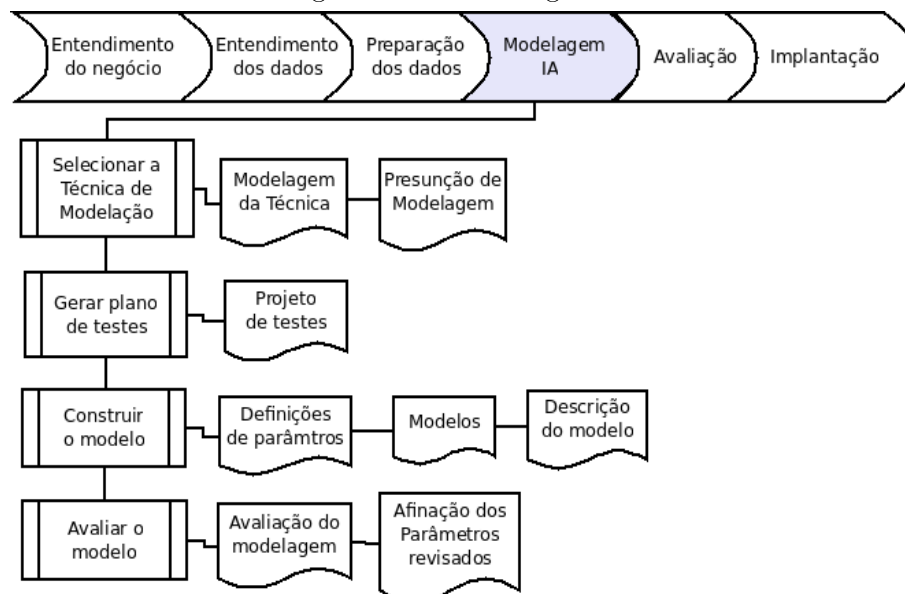
Figura 2.5: Preparação dos dados



Fonte: CRISP-DM 1.0

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.

Figura 2.6: Modelagem IA

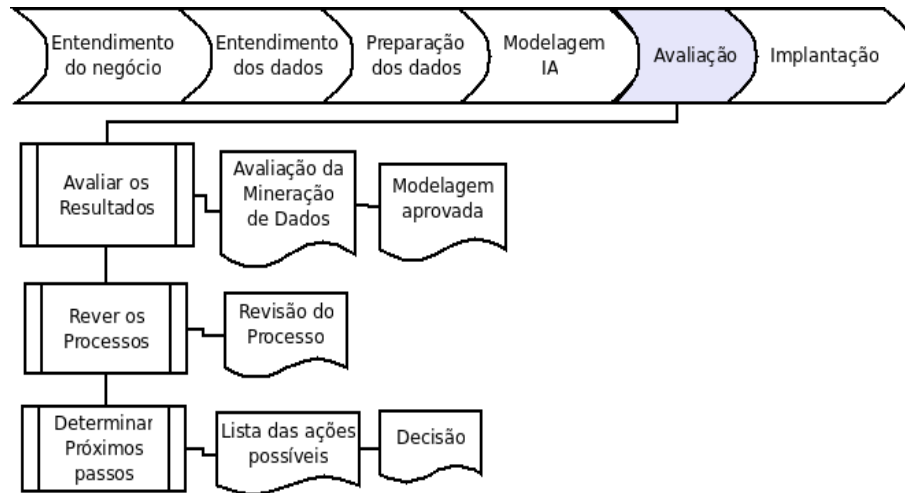


Fonte: CRISP-DM 1.0

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.

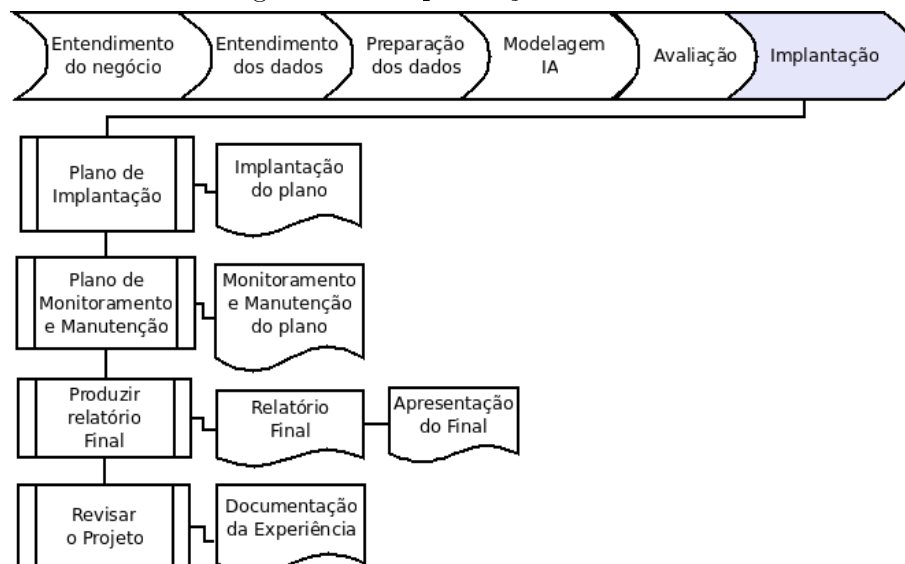
Figura 2.7: Avaliação do modelo



Fonte: CRISP-DM 1.0

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 especificidades do cliente.

Figura 2.8: Implantação do modelo



Fonte: CRISP-DM 1.0

2.3 Mineração de dados

No processo de extração do conhecimento (KDD), um dos importantes passos a ser considerado é a mineração de dados, que se caracteriza pela aplicação de algoritmos específicos para descoberta de padrões e/ou comportamentos em grandes bases de dados, também conhecido como repositórios de dados (8).

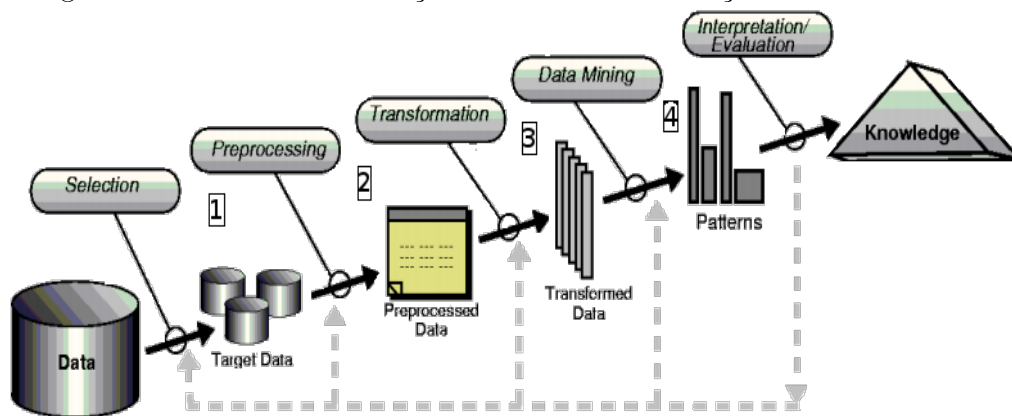
A mineração se distingue das técnicas estatísticas pelo fato de que não trabalha com dados hipotéticos, mas se apoia nos próprios dados para extrair os padrões (CASTA-NHEIRA, 2008).

FAYYAD (1996), destaca que é necessário distinguir claramente KDD e mineração de dados. Enquanto que é um processo, a mineração é um passo no interior desse processo. Todavia, esse passo é de considerável relevância para que se possa extrair conhecimento adequadamente. A aplicação “cega” dos métodos de mineração de dados, ainda segundo Fayyad (1996), pode conduzir à descoberta de dados sem significado e padrões inválidos.

Existem vários tipos de dados e informações nesses repositórios que podem ser minerados, contudo esses dados, inicialmente são selecionados e agrupados, a seguir passam por uma fase de pré-processamento, que consiste em tratá-los de forma a prepará-los para a mineração. Essa fase é de fundamental importância na estruturação dos dados, uma vez que em grandes volumes de dados, também conhecido “Datawarehouse”, podem existir inconsistências, faltas (*missing data*) ou duplicidade e erros de informações.

Nesse sentido, as técnicas de mineração de dados trabalham com dados estruturados, preenchidos em sua totalidade sem *missing data*, para poder extrair informações relevantes. Existem várias maneiras de se contornar os dados ausentes, como o preenchimento dos dados através de técnicas de inteligência artificial, da média dos valores; quando dados numéricos ou com a moda; quando os dados forem categóricos. Para cada tipo de dados existem técnicas apropriadas para serem aplicadas sobre eles, algumas mais sensíveis às problemáticas elencadas anteriormente e outras mais robustas (9), que por sua vez estão associadas a classes de problemas que a mineração trata, a tabela 2.1 delineou o domínio. Isso será tratado na seção Aprendizagem de Máquina (Machine Learning). O caminho da extração dos dados até sua mineração e extração de conhecimento é longo. Na figura a seguir temos a ilustração desse caminho:

Figura 2.9: Fases da mineração de dados até extração do conhecimento



(Excerto de Fayyad et al., - 1996)

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 estru-

turados. 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.

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 Mining 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 utilizadas. 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, poderão 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 de extrair dados, extrai conhecimento, com isso pode-se prever 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). O KDD utiliza métodos de Aprendizagem de Máquina para efetuar essa extração.

¹Botnet é citado no sentido da coleta de informações

²Metaheurística são heurísticas aplicadas em problemas onde os custos computacionais não são tratáveis em tempo polinomial, 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

2.4 Aprendizagem de Máquina

Aprendizagem de Máquina ou “Machine Learning” são métodos para analisar dados de forma automatizada e interativa. As técnicas algorítmicas apresentadas nas seções subsequentes são parte da grande família de algoritmos que compõem o aprendizado de máquina aplicado a mineração de dados.

As técnicas de mineração aplicadas na descoberta de conhecimento podem ser agrupadas de acordo com suas funcionalidades (9), essas funcionalidades tem como característica principal a maneira como são descobertos os padrões no dados, elas podem estar em uma das duas categorias: tarefas descritivas ou tarefas preditivas. As tarefas mineração descritivas preocupam-se nas características dos dados no conjunto de dados, o “data set”. As tarefas de mineração preditivas induzem regras nos dados correntes para produzirem previsões (9). A seção seguinte analisa as tarefas preditivas.

2.5 Classificação e Regressão para análise preditivas

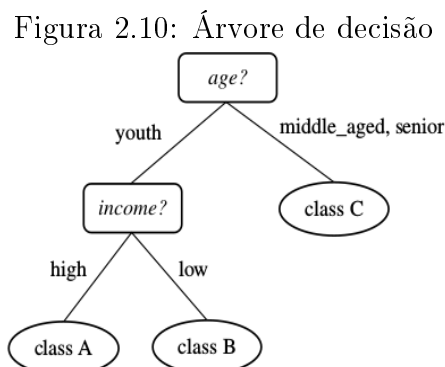
Classificação é um processo para encontrar um modelo que descreve e distingue classes de dados. Esse modelo tem como base de análise um conjunto de treinamento (i.e. objetos de dados para os quais serão encontrados rótulos que os classifiquem). Esse modelo é usado para prever quais rótulos de classes terão os objetos desconhecidos. O modelo pode ser representado por regras de classificação do tipo “IF - THEN”, por árvores de decisão, redes neurais e outros. Regras de classificação se distinguem de regras de indução da seguinte forma:

- Uma regra de classificação poderia ser: *if L then class = C_1* ou *if L then C_1*
- Uma regra de indução seria: *if L then R* que por sua vez produz novas regras

As árvores de decisão são estruturas como fluxogramas, possuem nós e ramificações, cada nó é um teste no valor do atributo como:

$age(X, \text{“youth”}) \text{ AND } income(X, \text{“high”}) \rightarrow classe(X, \text{“A”})$
 $age(X, \text{“youth”}) \text{ AND } income(X, \text{“low”}) \rightarrow classe(X, \text{“B”})$
 $age(X, \text{“middle – aged”}) \rightarrow classe(X, \text{“B”})$
 $age(X, \text{“senior”}) \rightarrow classe(X, \text{“B”})$

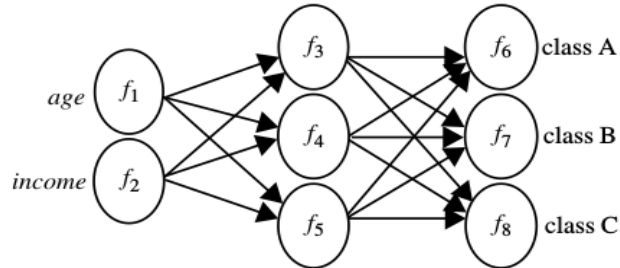
A seguir, a árvore de decisão que explicita se um cliente, de acordo com sua idade terá determinada classe:



Fonte: Han, J. and Kamber, M.

A figura a seguir representa uma rede neural com as mesmas características da árvore de decisão anterior:

Figura 2.11: Rede Neural



Fonte: Han, J. and Kamber, M.

As árvores de decisão produzem regras de indução, 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.

Outro problema que pode ser encontrado em algoritmos de aprendizagem é o “overfitting”

(((falar de overfitting)))

2.6 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.

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.

2.6.1 Tipos de Árvores de decisão

O algoritmo *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 (??).

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

2.7 Regressão

2.7.1 Tipos de regressão aplicadas a mineração de dados

(((incluir e explicar ao menos 3 tipos)))

2.7.2 Regressão Linear

2.7.3 Regressão Logística

Regressão logística (linear, logística, ou outras) é uma técnica 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 (17).

A regressão logística está definida como o logarítmo a seguir:

$$\log \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p \quad (2.1)$$

onde $\pi(x)$ é definido como:

$$\pi(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p}} \quad (2.2)$$

e x_1, x_2, \dots, 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 2^a guerra mundial, para tomar decisão de oferecer crédito a terceiros (18). A regressão logística é comumente aplicada para problemas de classificação binária (ou booleano).

2.8 Redes Neurais

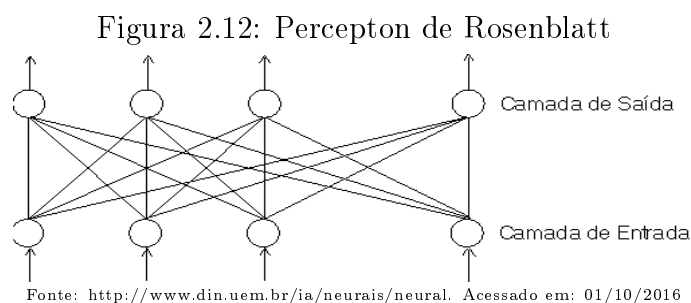
2.8.1 Introdução

O cérebro humano possui cerca de 10 bilhões de neurônios, que são responsáveis pelo funcionamento do organismo. Esses neurônios se conectam entre si, através de sinapses, formando uma Rede Neural capaz de armazenar e processar grande quantidade de informações.

De forma semelhante ao funcionamento das Redes Neurais naturais, foram desenvolvidas as Redes Neurais Artificiais, que recebem esse nome por se caracterizarem como um sistema cujo funcionamento é semelhante à arquitetura das redes neurais humanas.

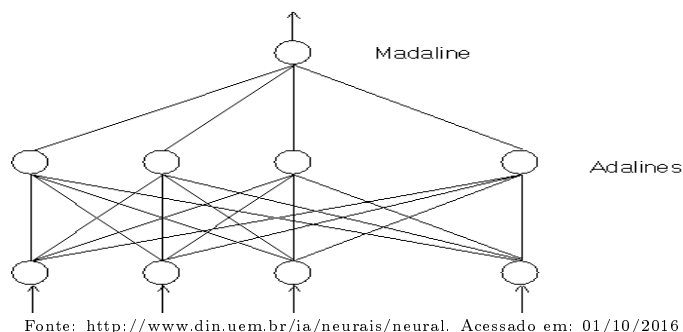
Nesse contexto, em que se pretende criar modelos computacionais com funcionamento semelhante ao modelo neurológico humano, surge a chamada neurocomputação. No início da década de 40, precisamente em 1943, McCulloch e Pitts (19) propuseram um modelo simplificado de funcionamento do cérebro humano e, a partir daí sugeriram a construção de uma máquina que fosse inspirada nesse funcionamento.

A partir da proposição de McCulloch e Pitts, vários trabalhos começaram a ser desenvolvidos, tomando o funcionamento do cérebro humano como modelo. Em 1949 Hebb explicitou matematicamente as sinapses dos neurônios humanos. Dois anos depois, em 1951, o primeiro neurocomputador, chamado Snark, foi desenvolvido por Mavin Minsky. Todavia, o primeiro neurocomputador que obteve sucesso surgiu entre 1957 e 1958, o Mark I Perceptron, criado por Rosenblatt, Wightman e colaboradores (19). O interesse principal desses pesquisadores era o de desenvolver, com esse neurocomputador, a capacidade de reconhecimento de padrões. Nesse contexto, os estudos na área se aprofundaram de tal forma, que muitos consideram Rosenblatt como o fundador da neurocomputação, tal qual encontramos hoje. A figura a seguir ilustra, de maneira simplificada, a Rede de Perceptrons, conforme proposta de Rosenblatt.



Dando continuidade e indo mais além dos trabalhos de Rosenblatt e seus colaboradores, Widrow desenvolveu, em conjunto com alguns alunos, o Adaline, um tipo de processamento de redes neurais dotado de uma potente lei de aprendizado, em uso ainda nos dias atuais, que pode ser representado pela figura abaixo:

Figura 2.13: Rede ADALINE (ADaptative LINear Element) e o MADALINE (Many ADALINE) Perceptron



Muitos estudos foram realizados nas décadas seguintes, mas o que marcou esse período foram as elucubrações sobre o desenvolvimento de máquinas tão potentes quanto o cérebro humano, muito mais do que a publicação de pesquisas realmente contundentes na área.

A partir dos anos 80, a pesquisa em neurocomputação deu outro grande salto qualitativo e em 1987 teve lugar, em São Francisco a primeira conferência de redes neurais nos tempos modernos: a IEEE International Conference on Neural Networks, sendo também formada a International Conference on Neural Networks Society (INNS). Em 1989 foi fundado o INNS Journal, e em 1990 o Neural Computation e IEEE Transactions on Neural Networks.

2.8.2 Definições e funcionamento de uma Rede Neural Artificial

São várias as definições que podem ser encontradas sobre o que vem a ser uma Rede Neural Artificial (RNA) (20), em função da complexidade de tal Rede. Do ponto de vista computacional, uma RNA configura-se como uma técnica para solucionar problemas de Inteligência Artificial (IA) que estabelece um modelo matemático baseado em funções de um modelo neural biológico simplificado, com capacidade de aprendizado, generalização, associação e abstração.

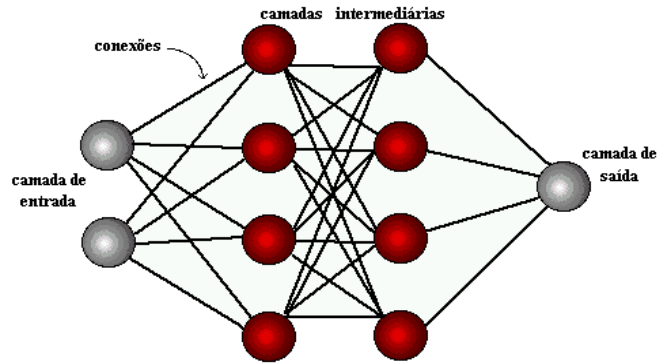
Uma grande rede neural artificial pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento, enquanto que o cérebro de um mamífero pode ter muitos bilhões de neurônios. Uma Rede Neural Artificial (RNA) é um sistema que de neurônios que estabelecem conexões sinápticas, que possuem neurônios de entrada, que recebem os estímulos provenientes do meio exterior, os neurônios internos ou hidden (neurônios ocultos) e os neurônios de saída, que se comunicam com o mundo externo (21).

Cabe destacar que, de acordo com esse modelo, os neurônios internos têm considerável importância nesse processo, uma vez que são responsáveis pela resolução de problemas linearmente inseparáveis. O comportamento inteligente de uma Rede Neural Artificial vem das interações entre as unidades de processamento da rede.

Os neurônios, nessas redes são conhecidos como Perceptrons. O arranjo em camadas desses perceptrons é chamado *Multilayer Perceptron*. O *multilayer perceptron* é responsável pela resolução de problemas mais complexos que não seriam passíveis de resolução pelo modelo de neurônio básico. Para aprender os perceptrons tem que estar dispostos em camadas, um único perceptron pode realizar algumas operações do tipo XOR, contudo seria incapaz de aprendê-la.

A figura a seguir apresenta o arranjo dos perceptrons em camadas, conforme discutido anteriormente.

Figura 2.14: Um arranjo de Perceptrons em camadas



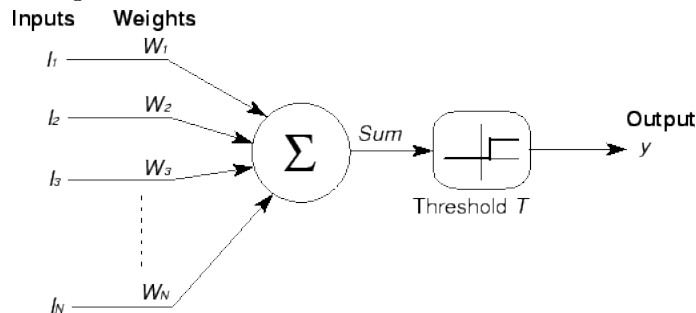
Fonte: <http://www.din.uem.br/ia/neurais/neural>. Acessado em: 01/10/2016

São três as camadas usualmente identificadas em uma rede de perceptrons:

- Camada de entrada: nessa camada apresenta-se os padrões à rede;
- Camadas Intermediárias (ocultas): aqui é realizada a maior parte do processamento por conexões ponderadas. São consideradas como as camadas extratoras de características;
- Camada de saída: responsável pela conclusão e apresentação do resultado.

O comportamento inteligente de uma Rede Neural Artificial vem das múltiplas interações existentes entre as unidades de processamento dessa rede. As unidades de processamento são conectadas por canais de comunicação, associados a determinado peso, como mostra a figura a seguir, proposta por McCulloch e Pitts (1943)

Figura 2.15: Perceptron de McCulloch e Pitts



Fonte: <http://www.din.uem.br/ia/neurais/neural>. Acessado em: 01/10/2016

Esses canais são os *inputs*, $I_1, I_2, I_3, \dots, I_n$, e cada um tem um peso associado, que serão calibrados de acordo com a aproximação do resultado esperado pela rede neural, produzido na saída (fase de “forward”). Essa aproximação é conhecida como erro ou erro padrão. Esse erro será propagado de volta à entrada, retroalimentando a rede neural (fase de “backward”), caso o modelo de rede de aproximação seja o “backpropagation”. Dessa forma a rede neural se aproxima cada vez mais do resultado que foi previamente estimado; fase de treinamento. Uma vez que o erro tornar-se infinitamente pequeno dizemos que a rede neural “não aprende mais” há uma degradação do sistema, o “overfitting”.

Da figura acima podemos extrair duas coisas:

- A função calculada y é uma função **discriminativa** (classificação) com $y = 0$ e $y = 1$.
 - $net = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_iw_i + x_dw_d = \sum x_i.w_i = W.X = W^T X$
 - onde $w = \{+1, -1\}$

- $saida = y = f(net)$
- $f(net) = \begin{cases} 1, & \text{se } net \geq \mu \\ 0, & \text{se } net < \mu \end{cases}$

- Fronteira de Decisão:

- Determina o ponto que separa os dados que vêm de $-\infty$ e $+\infty$
- Argumento de $f(net)$ é igual a zero: $\sum w_i x_i - \mu \Rightarrow w.x = 0$

O modelo McCulloch e Pitts (1943) leva em conta cinco hipóteses fundamentais, a saber:

1. A atividade de um neurônio é binária. Isso quer dizer que os neurônios respondem a valores **verdadeiro** ou **falso** ou 0 ou 1;
2. As RNA são formadas por linhas direcionadas, que são inspiradas em sinapses, e que ligam os neurônios. Tais linhas podem ser positivas (excitatórias) ou negativas (inibitórias);
3. Os neurônios, numa RNA, têm um limiar fixo, nomeado como L. Isso posto, o processo só é disparado se a entrada for igual ou maior que esse limiar;
4. Uma única sinapse inibitória evita, por completo, o disparo do neurônio, ainda que venham, ao mesmo tempo, várias sinapses excitatórias;
5. A quinta e última hipótese propõe que cada sinal leva determinada unidade de tempo para “passar” de um neurônio a outro.

Uma rede neural passa por um processo de treinamento, estabelecido a partir de casos reais, que a faz adquirir, a partir de então, a sistemática que é necessária para executar o processo desejado satisfatoriamente. Isso faz com que as RNA tenham uma característica diferente da computação programada, que exige um conjunto de regras pré-fixadas e algoritmos. A Rede Neural, por sua vez, extrai regras básicas a partir de dados reais, ou seja, aprendem através de exemplos.

2.8.3 Aplicações e Tipos de Redes Neurais

2.9 Medida de desempenho e qualidade aplicadas à mineração

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 (22), 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 (23), 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 (24) 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	—

Fonte: (25)

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})	—

Fonte: (25)

De acordo com as probabilidades condicionais temos:

$$P(X,Y) = P(X|Y).P(Y) = P(Y|X).P(X) \quad (2.3)$$

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 ($\text{tpr} = P(Y|X)$) com a taxa dos falsos positivos ($\text{fpr} = P(Y,\bar{X})$).

2.10 Redes sociais

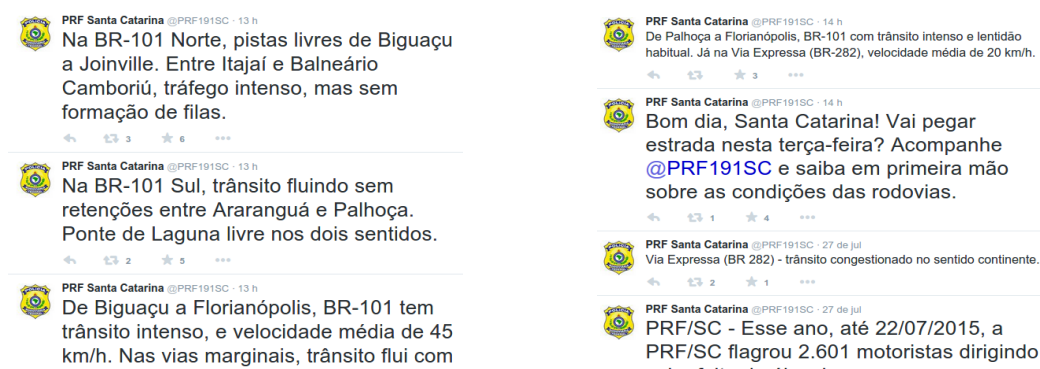
As redes sociais são um arcabouço de informações sobre todo tipo de assunto vivenciado no cotidiano das pessoas, inclusive situações que dizem respeito ao nosso ambiente de pesquisa. O cenário abaixo, encontrado numa rede social, exemplifica a sequência de informações retiradas do Twitter, um microblog 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” (26). 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"(27).

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 trânsito 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://vejaovivo.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.

2.10.1 Data Mining - Text Data Mining

Minerar dados em texto nas redes sociais não é uma tarefa atômica, devendo ser dividida 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 2.16: Mapa mental da Mineração em textos



3

Contribuição

A contribuição dessa pesquisa é de cunho metodológico-prático. Do ponto de vista metodológico pela aplicação do processo CRISP-DM, usado para construir o modelo preditivo; do ponto de vista prático pela proposição de um modelo que integre predição à API de mapas de posicionamento global, fornecendo 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 sobre o seu comportamento.

Outra contribuição dessa pesquisa é a proposição de um arco cibernético construído com a API de redes sociais. Os “feeds” de notícias das redes sociais como o Twitter permitem analisar o contexto das rodovias com defasagem temporal muito pequena. Os utilizadores dessas redes sociais contribuem com muita informação relevante como por exemplo o anúncio de uma paralisação que ocorrerá daqui a uma semana, a PRF de Pernambuco é outro contribuidor permanente; com seu canal no Twitter: @PRF191PE fornece diariamente informação das rodovias além de dados estatísticos.

A monitoração de redes sociais é feita por Mineração de dados em textos, em que são verificadas palavras chaves como: protestos, acidentes e outras. Uma vez capturadas e tratadas, as informações desses “feeds” são direcionadas à um banco de dados onde será possível confrontar com o modelo preditivo aumentando o nível de confiança, por exemplo: no trecho da Br 101, na altura do km 5, no Município de Goiana alguém publicou que a comunidade que mora no entorno dessa localidade fará um protesto daqui a dois dias devido ao acidente ocorrido ou a PRF publicou que o km 80 da Br 232, na altura do Município de Gravatá será interditada amanhã, por 2h, para remoção/explosão de rochas. Essas informações, por serem a posteriori às predições, podem aumentar o nível de confiança do utilizador e dentro de um universo temporal mais restrito servir de comprovação do modelo proposto. As informações de redes sociais, armazenadas em um banco de dados, poderão servir futuramente para novas predições.

3.1 Modelo Proposto

A metodologia utilizada nessa pesquisa contempla um plano em três etapas, cada uma dividida em fases atinentes. A primeira etapa da nossa metodologia completam o ciclo do processo CRISP-DM, onde está o modelo preditivo e a descoberta de conhecimento sobre o comportamento das rodovias. O descoberta de conhecimento sobre esses comportamento nas rodovias tem a ver com o “modus operandi” dos utilizadores, sobre possíveis erros de traçados e outros que possam ser identificados pelos algoritmos de mineração empregados no processo.

A priori foram escolhidos algoritmos com algumas características especiais, tais como; robustez, tolerância à faltas (missing data), aprendizagem taxa de aprendizagem, e facilidade de interpretação dos dados processados. No quesito robustez, tolerância à faltas e taxa de aprendizagem as redes neurais artificiais (RNA), com uma topologia relativamente grande destacam-se pela capacidade de generalização, contudo como todos modelos estatísticos pode ocorrer superadaptação (overfitting), segundo RUSSEL E NORVIG (2004) ¹ o “overfitting” ocorre quando o número atributos é grande.

A extrapolação do modelo preditivo ocorre quando este se integra a um estrutura dinâmica a serem exibidas em mapas vetoriais, dado um espaço temporal pré-determinado por um agente; o utilizador. Através de APIs os mapas vetoriais permitem a geolocalização dos pontos classificados ou os pontos onde haverá grande número de retenções, conhecido no meio da logística de cargas como **gargalo**. A API do Google-Maps é o “front end”, foi escolhida por permitir maior portabilidade e simplicidade para integração da estrutura dinâmica com a preditiva.

Para a integração às redes sociais, foi escolhida a API do Twitter. Esta “interface” é simples de ser configurada e gerar poucos dados; o utilizador tem que ser eficaz ao gerar suas postagem em um espaço de 140 caracteres, isso facilita a forma como os dados são extraídos pela quantidade diminuta deles, bem como a quantidade conexões à Internet, contudo está rede social tem uma crescente quantidade de postagens no formato imagens, isso dificulta a mineração em textos. A API do Twitter tem a finalidade de integrar o modelo dinâmica dos mapas vetoriais às redes sociais. Esta “interface” é responsável por fornecer “input” à terceira etapa, servindo de “busca local” das informações mais recentes das redes sociais, relativas à trechos das rodovias; os “feeds” do Twitter (ou twetts) fornecem dados que serão minerados e interpretados à posteriori.

A figura a seguir ilustra (um overview) essa metodologia descrita graficamente.

3.2 Reflexão sobre as tecnologias utilizadas no modelo preditivo

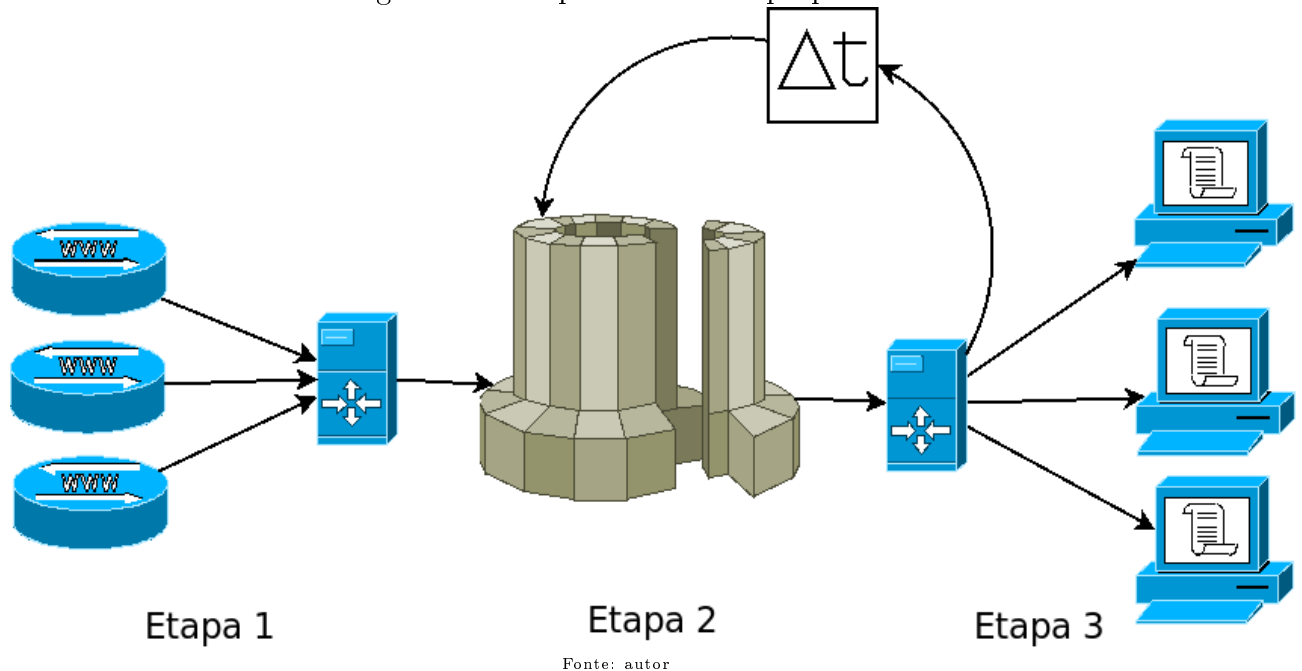
Não existe uma técnica de mineração que generalize os mais diversos ambientes preditivos, mas sim um “pool” dessas técnicas onde uma complementa outra. (((citar)))

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

¹Foi observado que redes neurais muito grandes *generalizam* bem, *desde que os pesos sejam mantidos pequenos*. Essa restrição mantém os valores de ativação na região *linear* da função sigmóide $g(x)$ onde x é próximo de zero. Por sua vez isso faz com que a rede se comporte como uma função linear, com um número muito menor de parâmetros.

Figura 3.1: Etapas da modelo proposto



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, da primeira etapa, onde são criadas novas variáveis, a proximidade entre as bases heterogêneas foi conseguido utilizando de regras de indução da lógica proposicional. (((citar))) . Nesta pesquisa, bases heterogêneas foram integralizadas num única grande conjunto de dados o “data set”. As variáveis desse “data set” são consideradas variáveis independentes, foram preservadas as com maior relevância ou as que continham a maior quantidade de conhecimento embutido. 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

3.3 Extração do conhecimento - KDD

As técnicas como Redes Neurais Artificiais (MLP) (17), Árvores de decisão (CART) (13), Regressão logística (MLR) (18) fornecem visão generalizada dos fatores preponderantes, levantando padrões ocultos nos dados. Esta fase é conhecida como Aprendizagem de Máquina (acrônimo de Machine Learning)

- Redes Neurais Artificiais 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.
- Árvores de decisão 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* para classificar acidentes com nível de acurácia próximo aos 80%
- 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.

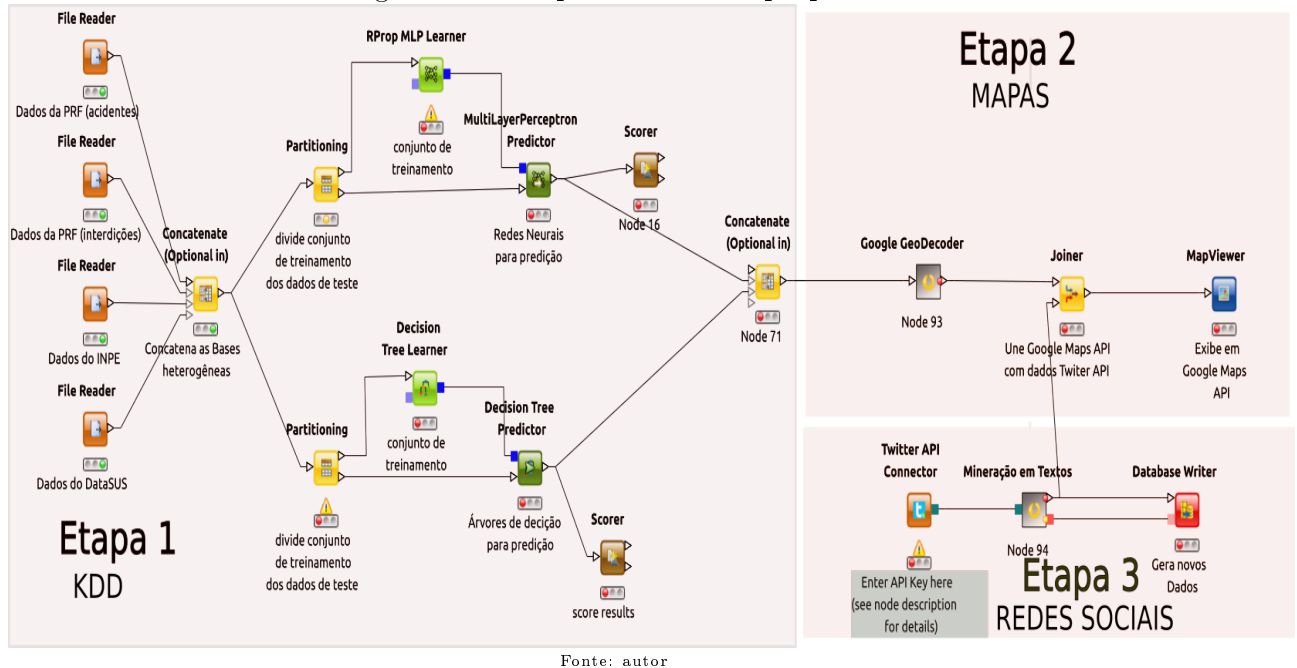
4

Simulação

4.1 O modelo proposto

A figura a seguir ilustra essa metodologia descrita graficamente, onde as três etapas.

Figura 4.1: Etapas da modelo proposto



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.
3. A conclusão dessa etapa ocorre com a Mineração dos dados e a extração de conhecimento. Os “outputs” dessa etapa consiste em transformar os dados provenientes da mineração em coordenadas geográficas. As coordenadas geográficas são agrupadas a priori formando “cluster” de dados a serem exibidos em mapas vetoriais.

A **segunda** 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.

A **terceira** e última etapa consiste em um módulo com as seguintes características:

1. Um módulo dinâmico onde são capturados “feeds” de redes sociais, por exemplo pelo Twitter. Essa técnica faz um arco cibernético mantendo o sistema atualizado de informações.
2. Através de um interligação a um banco de dados, esses “feeds” poderão ser usados para futuras previsões.

4.2 A construção do 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.

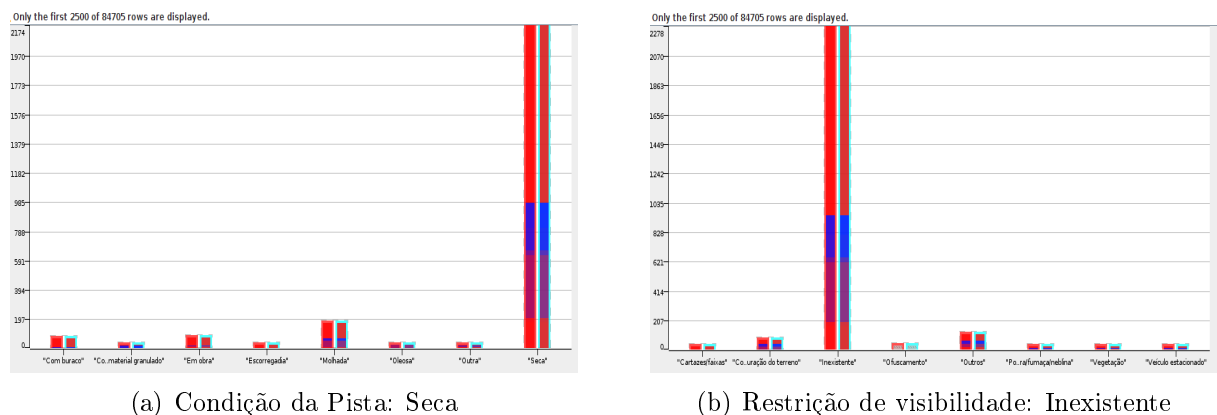
4.2.1 Entendo e validando os dados de entrada – input

O segunda fase do ciclo CRISP-DM sugere uma análise para entendimento dos dados. Na base de acidentes da PRF tentaremos traçar o perfil do condutor das BRs que atravessam o estado de Pernambuco. Alguns gráfico do tipo histograma fornece uma análise explicativa desses dados de forma clara. Na abcissa dos próximos gráficos estão os atributos mais relevantes das causas dos acidentes, elencamos os principais:

- Condição da Pista: Seca, Com buracos, Molhada, Em obras, Com material granulado, Oleosa, Enlameada, Com gelo, Outras
- Restrição de visibilidade: Inexistente, Veículo Estacionado, Poeira/Fumaça/neblina, Vegetação, Ofuscamento, Cartazes/faixas, Placas
- Traçado da via: Reta, Curva, Cruzamento, Defeito
- Tipo de veículo: Automóvel, Caminhoneta, Motocicletas, Caminhão, Caminhão-trator, Bicicleta, Caminhonete, Ônibus, Motoneta, Micro-ônibus, Trator de rodas, Carroça, Caminhão-Tanque, Semi-Reboque, Utilitário, Ciclomotor, Charrete, Carro-de-mão, Quadriciclo, Trator misto, Reboque, Trator de esteiras, Não informado, Não se aplica, Não identificado

4.2.2 Base da PRF – acidentes

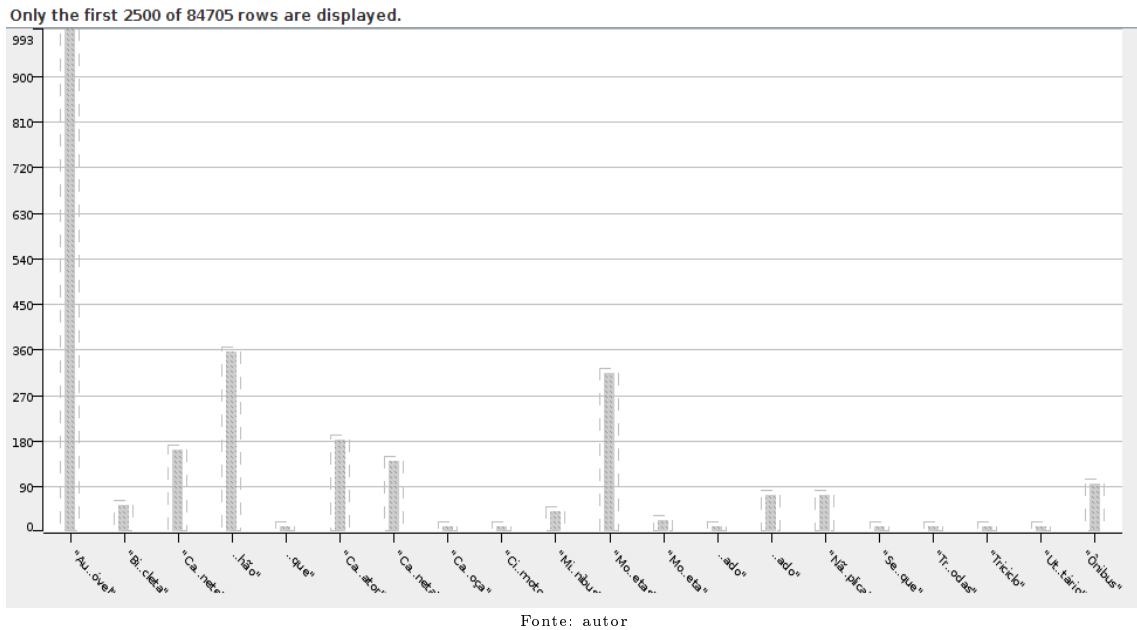
Figura 4.2: Condição Pista X Num. Acidentes – Restrição visibilidade X Num. Acidentes



Fonte: autor

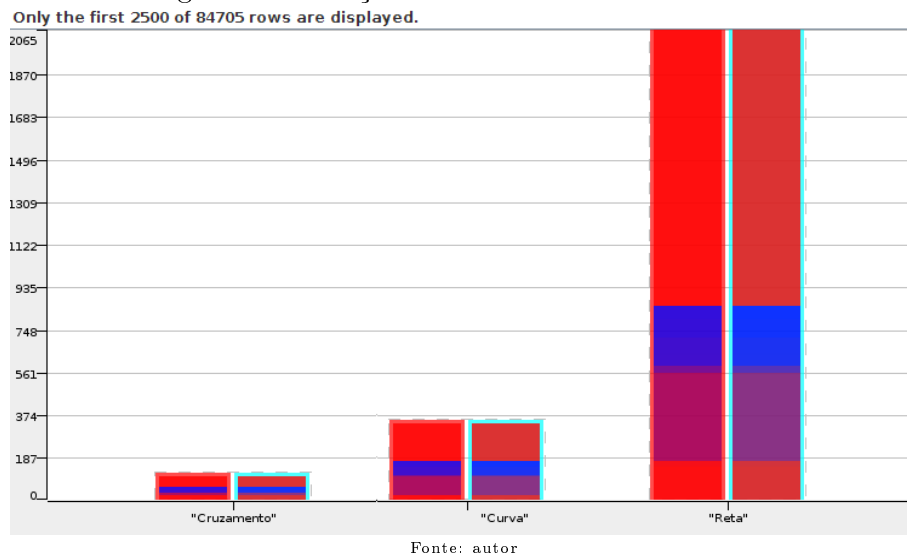
A grande maioria dos acidentes ocorre com pista seca, sem restrição de visibilidade. A cor vermelha é referente a BR 101, a cor azul à BR 232, seguido das outras menos significativas.

Figura 4.3: Tipo de Veículo X Num. Acidentes



O maior número de acidentes ocorre com Automóvel de passeio, provavelmente condutores comuns, não profissionalizados. O Caminhão é o segundo veículo que mais se envolve em acidentes, seguido das motonetas. Esses dados são referentes ao período entre 2007 à 2015.

Figura 4.4: Traçado da via X Num. Acidentes



O tipo de traçado da via não influencia nas estatísticas de acidentes, pois a grande maioria dos acidentes ocorre em linha reta. Esse comportamento do condutor nos faz crer o condutor é o responsável pelo maior número de ocorrências nas BRs. Isso direciona nossa pesquisa para analisar e antever o comportamento do condutor, as condições da rodovia e ambientais nessa base de dados não são fatores relevantes.

4.2.3 Base da PRF – interdições

4.2.4 Base do IBGE

4.2.5 DataSUS

4.3 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.

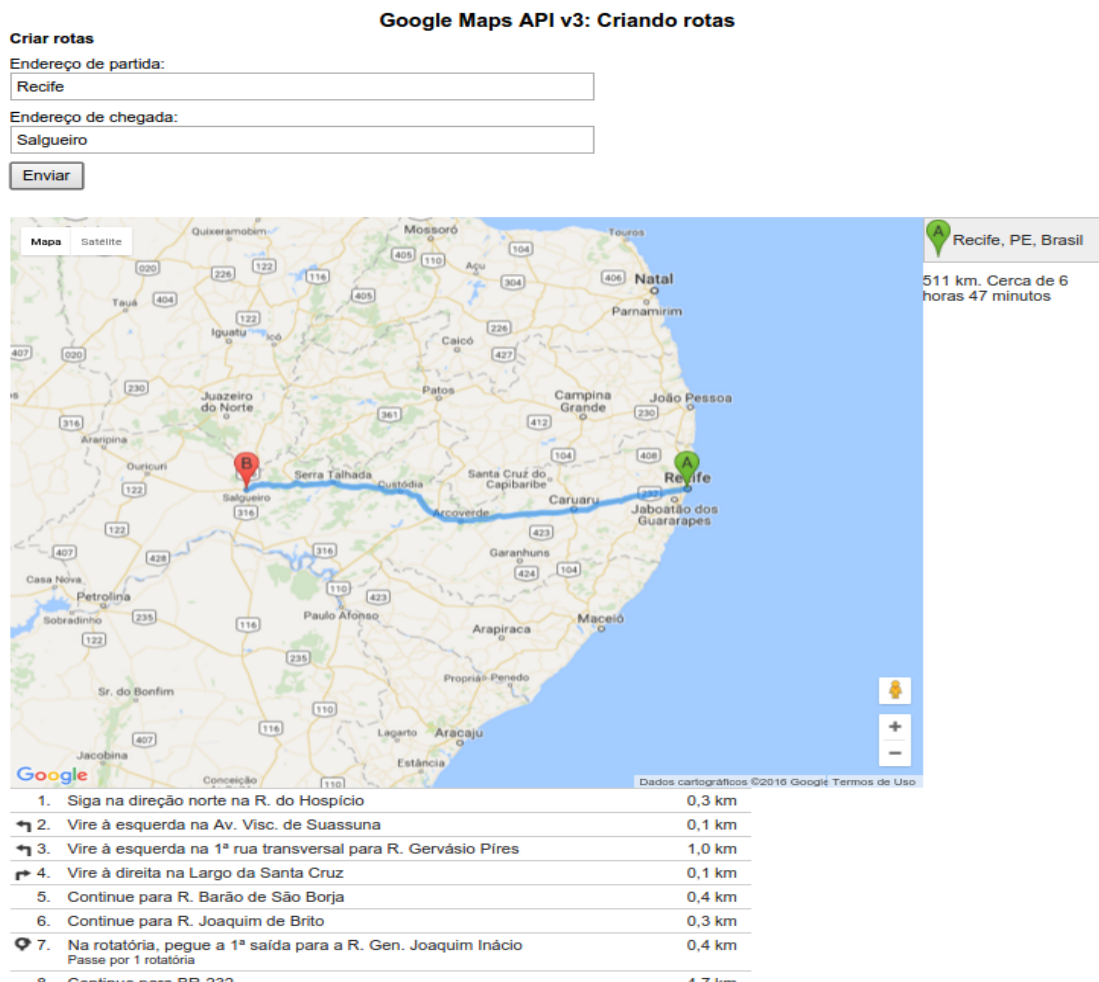
4.4 Acoplamento com a estrutura dinâmica

As predições feitas na primeira fase têm como “output” coordenadas geográficas do tipo latitude e longitude.

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 possibilita atualizar o utilizador de informações recentes, pois o modelo preditivo teve análise temporal fixada pelas bases de dados até 2015, portanto o fluxo decisório da predição é baseado até esse período, contudo o objetivo desta API é fazer um Arco Cibernético das informações, retroalimentando com dados recentes um banco de dados de redes sociais, isso permite uma visualização instantânea do ambiente como um todo.

Figura 4.5: Etapas da metodologia



4.5 Casos de teste do modelo preditivo

5

Conclusão

As rodovias federais brasileiras que cruzam as regiões metropolitanas das grandes cidades se apresentarão sempre como um gargalo no fluxo do transporte 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, oferecendo 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 construir 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 aí para auxiliar no transporte 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.



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* (28), 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.(29) As bases de dados do INPE e do base de dados do IBGE apresentaram boa qualidade o que justificou serem coletados diretamente da Internet.

Tabela A.1: Variáveis originais da base de acidentes

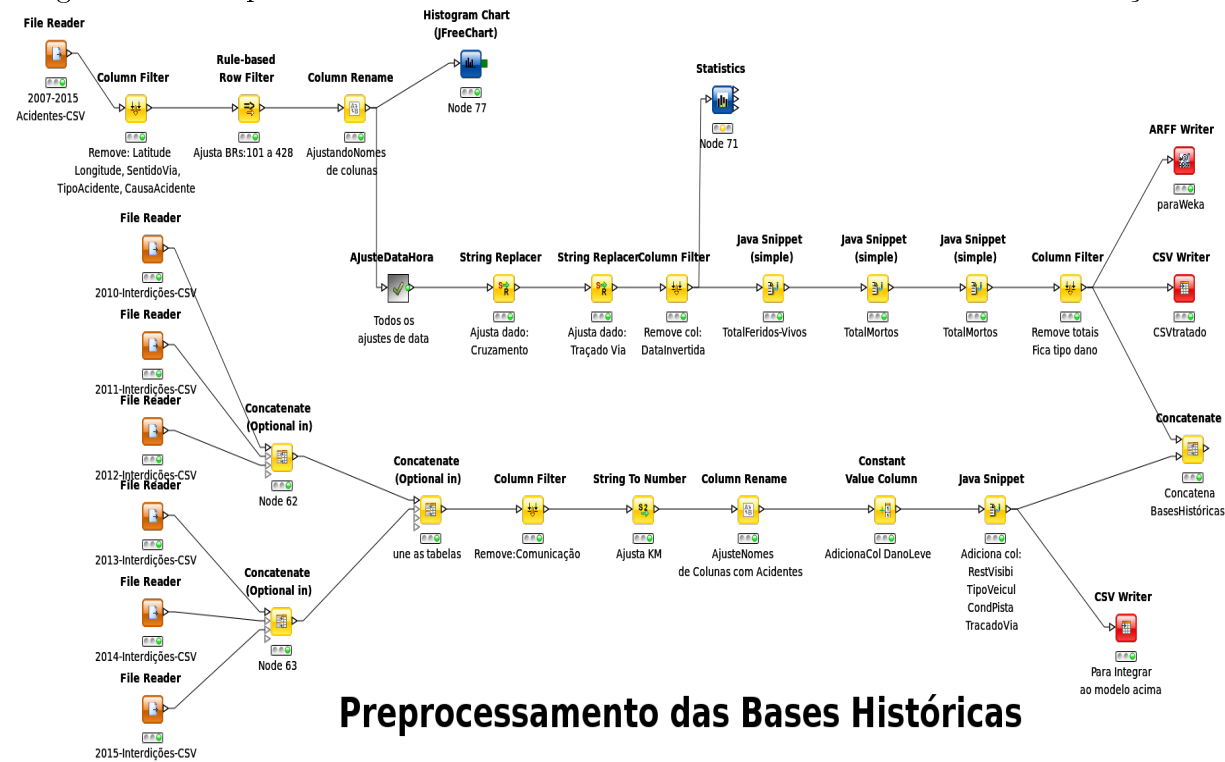
Ano	Ano da ocorrência do acidente
Mês	Mês de ocorrência do acidente
Num	Número do mês do acidente ex: 1 = Janeiro
KM	Numeração do quilômetro
BR	Numeração da Br
Latitude	Latitude da ocorrência
Longitude	Longitude da ocorrência
Condição Pista	Condição da pista: seca, molhado, ...
Restrição de Visibilidade	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



Preprocessamento das Bases Históricas

Referências Bibliográficas

- 1 WIRTH, R. Crisp-dm 1.0 – step-by-step data mining guide. p. 7–10, 2000.
- 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 medical 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 POSSAS, B. et al. Data mining: técnicas para exploração de dados. *Universidade Federal de Minas Gerais*, 1998.
- 8 FAYYAD, P., PIATETSKY-SHAPIO, U., & SMYTH, G. From data mining to knowledge discovery in databases. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, v. 17, n. 3, p. 1–36, 1996.
- 9 HAN, J.; KAMBER, M. Data mining: Concepts and techniques. Elsevier, San Francisco, v. 2 edition, p. 15–16, 2006.
- 10 ARANHA CHRISTIAN E 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. Induction of decision trees. *Expert Systems, Learning, Machine and Learning, Machine and Publishers*, p. 81–106, 2007. ISSN 0885-6125, 1573-0565.
- 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 WEST, D. Neural network credit scoring models – computers and operations research. p. 1131 – 1152, 2000.
- 18 HILBE, J. M. Logistic regression models. Chapman and Hall – CRC Press, 2009.
- 19 HEATON, J. *Introduction to Neural Networks for Java*. [S.l.: s.n.], 2008. 440 p. ISBN 1604390085.
- 20 CASTANHEIRA, L. G. Aplicação de Técnicas de Mineração de Dados em Problemas de Classificação de Padrões. n. 5531.
- 21 TATIBANA, C. Y.; KAETSY, D. Y. Acessado em: 01.out.2016. Disponível em: <<http://www.din.uem.br/ia/neurais/#neural>>.
- 22 EGAN, J. P. Signal detection theory and roc analysis. New York, USA: Academic Press, 1975.
- 23 ANAESTHETIST, T. Acessado em: 20.jan.2015. Disponível em: <<http://www.anaesthetist.com/mnm/stats/roc/Findex.htm>>.
- 24 SOUZA, C. R. Acessado em: 20.jan.2015. Disponível em: <<http://crsouza.com/2009/07/analise-de-poder-discriminativo-atraves-de-curvas-roc>>.
- 25 BRADLEY, A. P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition*, v. 30, n. 7, p. 1145–1159, 1997. ISSN 00313203.
- 26 F E. WILLIAMS, B. S. D.; GLASS, N. Twitter. July 2015. Disponível em: <<https://pt.wikipedia.org/wiki/Twitter>>.
- 27 JAGADISH H. V., G. J. L. A. P. Y. P. J. M. R. R.; SHAHABI, C. Exploring the inherent technical challenges in realizing the potential of big data. *Communication of the ACM*, v. 57, n. 7, p. 86–96, July 2014.
- 28 2016. Disponível em: <<http://dados.gov.br/dados-abertos/>>.
- 29 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>>.