MODELO PREDITIVO PARA ANÁLISE DE COMPORTAMENTO NO SISTEMA RODOVIÁRIO DE CARGAS CONSIDERANDO DADOS HISTÓRICOS, FATORES SÓCIO-AMBIENTAIS E REDES SOCIAIS

Othon L. T. Oliveira
Mestrando em Engenharia de Sistemas
Universidade de Pernambuco
Email: olto@ecomp.poli.br

Fernando B. L. Neto
Universidade de Pernambuco
PhD - UK
Email: fbln@ecomp.poli.br

Resumo*—Esse é parte de uma dissertação de mestrado em fase de conclusão, que teve por objetivo propor e testar conceitos para uma plataforma auto-adaptável que contemple um modelo preditivo de comportamento das rodovias federais que atravessam a região metropolitana da cidade do Recife, em 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- SHAPIRO 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, Predição de tráfego rodoviário e paralisações.

Abstract – This paper intends to make an explanation ...

Keywords: Prediction Model, Data Mining, CRISP-DM, Forecasting the road traffic and Stoppages

1. Introdução

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. Tais questões podem ser identificadas em todo o nosso país, e a Região Metropolitana da cidade do Recife (RMR) é uma das que mais sofre com os congestionamentos em rodovias. A RMR é a 5a 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 (1). 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 (2). 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. Nesse artigo discutiremos a proposição de uma solução peculiar, encontrada a partir do estudo original, desenvolvido no âmbito do Mestrado em Engenharia de Sistemas, para 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, permitindo fornecer a 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. O tópico a seguir tratará da discussão das bases teóricas sobre as quais o estudo se constituiu, sendo, em seguida, apresentada a metodologia proposta para o seu desenvolvimento e os resultados preliminares encontrados.

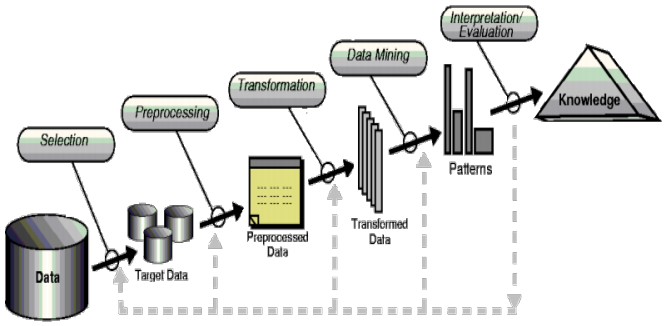
2. Fundamentação Teórica

2.1. 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 (3, Fayyad).

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 (CASTANHEIRA, 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 preprocessamento, 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 (6), que por sua vez estão associadas a classes de problemas que a mineração trata. 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 1: 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 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. 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, poderão ter milhares de neurônios na camada intermediária, o que inviabilizaria essa meta-heurística . 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 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). O KDD utiliza métodos de Aprendizagem de Máquina para efetuar essa extração.

2.2. O CRISP-DM

O “CRoss Indrustry 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, em que 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 contexto da aplicação do CRISP-DM (8) 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.

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

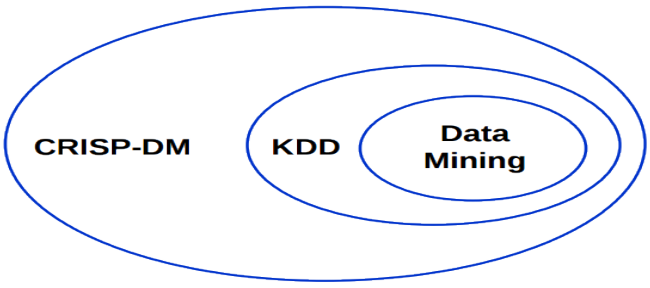
Tabela 1: Mineração de dados – contexto de aplicação (7)

Dimensão	**Domínio da aplicação**	**Tipo de Problema**	**Ferramentas e Técnicas**
Exemplo	Modelo de resposta	Descrição e sumarização	Clementine
—	Predição agitada	Segmentação	MineSet
—	—	Descrição do conceito	Árvore de decisão
—	—	Classificação	—
—	—	Predição	—
—	—	Análise de dependências	—

Fonte: CRISP-DM – 1.0

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: Domínio das técnicas aplicadas a mineração de dados



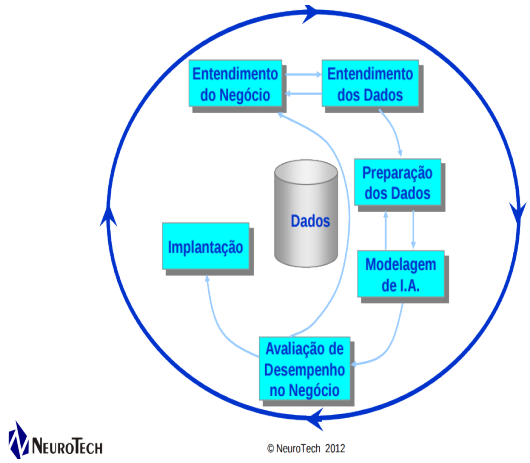
Fonte: Neurotech – 2012

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 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. A segunda fase, Entendimento dos dados, caracteriza-se pelo exame acurado dos dados procurando identificar a sua qualidade. 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, podendo, inclusive, ser retomado o ciclo até que o modelo esteja adequado às necessidades e especifidades definidas previamente.

A figura a seguir ilustra as fases do ciclo:

Figura 3: O padrão CRISP-DM (8)



Fonte: CRISP-DM 1.0

2.3. Aprendizagem de Máquina - "Machine Learning"

Aprendizagem de Máquina ou "Machine Learning" são métodos para analisar dados de forma automatizada e interativa. Segundo Shalev-Shwartz & Ben-David (10) em seu livro "Understandig Machine Learning: From Theory to Algorithms" o termo Aprendizagem de Máquina refere-se à detecção automatizada de Padrões de dados.

Para Nilsson (11) o aprendizado ocorre quando uma máquina modifica sua estrutura interna, programa ou dados (baseados nos inputs ou em uma resposta para informação externa) de tal maneira que melhora o desempenho futuro. Por exemplo quando uma máquina de reconhecimento da fala **melhora** após "ouvir" várias amostras de fala humanas e que nós sentimos que pronta, neste caso podemos dizer que a máquina aprendeu.

Sistemas que executam tarefas de inteligência artificial tais como Reconhecimento de Padrões, Diagnóstico, Controle de Robôs, Predição e outros precisam ser modificados para executarem "Machine Learning" (11).

Historicamente os tipos de aprendizagem computacional estão relacionados em "o que" há para ser aprendido (11). Primeiramente para escolher o que aprender definiremos de "onde" ou sobre quais dados se aprender. Fornecemos um conjunto de treinamento para depois testar o conhecimento aprendido em um conjunto de teste.

A descoberta de conhecimento através da aplicação das técnicas de mineração de dados podem ser agrupadas de acordo com suas funcionalidades (6), 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 predições (6). O tópico a seguir analisa as tarefas preditivas.

2.3.1. 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 predizer 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 $them$ class = C_1 ou if L $them$ C_1
- Uma regra de indução seria: if L $them$ 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:

$$age(X, \text{“}youth\text{”}) \text{ AND } income(X, \text{“}high\text{”}) \rightarrow classe(X, \text{“}A\text{”})$$

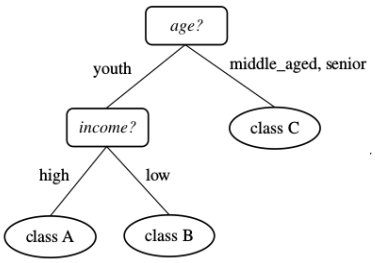
$$age(X, \text{“}youth\text{”}) \text{ AND } income(X, \text{“}low\text{”}) \rightarrow classe(X, \text{“}B\text{”})$$

$$age(X, \text{“}middle - aged\text{”}) \rightarrow classe(X, \text{“}B\text{”})$$

$$age(X, \text{“}senior\text{”}) \rightarrow classe(X, \text{“}B\text{”})$$

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

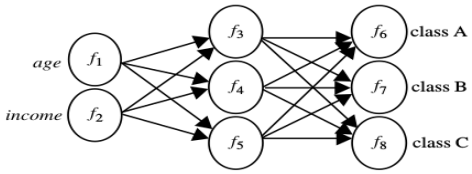
Figura 4: Árvore de decisão



Fonte: Han, J. and Kamber, M.

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

Figura 5: 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, (12) isso pode representar o desafio maior para implementar esta técnica.

Outro problema que pode ser encontrado em algoritmos de aprendizagem é o "overfitting" ou superadaptação aos modelos. Segundo RUSSEL E NORVIG (2004) [1] o "overfitting" ocorre quando o número atributos é grande.

2.3.2. Árvores de decição - "Decision Tree". Uma **árvore de decisão** tem como entrada um conjunto de **atributos** ou conjunto de variáveis para retornar como saída uma **decisão**, o valor esperado saída deve estar de acordo com o que foi dado à entrada.

Han e Kamber (**??**) 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 (**??**), 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.

Atrelada a essa produção massiva de dados, uma nova onda está sendo vislumbrada, é chamada de "A terceira onda da Internet" , onde coisas se conectam com coisas; produtos nas gôndolas do supermercado com um novo tipo de etiqueta se conectam a uma leitora de radio frequência à alguns metros de distância, contabilizando o total do estoque em segundos; o consumidor leva seus produtos escolhidos ao caixa desse supermercado, pagando a conta sem precisar retirar qualquer produto do carrinho. Ao introduzir esses produtos na geladeira, será possível saber quando expira a data de validade de determinados produtos, sem precisar abri-la, e quando acabarem esses produtos, a própria geladeira informará ao supermercado a falta deles, reservando o próximo rol de compras. Assim será essa onda de coisas conectadas, chamada de Internet das Coisas ou *Internet of Things* (IoT), que fará com que os dados no *Big Data* sofram explosão combinatória de informações multiplicando exponencialmente as dimensões deste.

As redes sociais são um arcabouço de informações sobre todo tipo de assunto vivenciado pelas 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. O Twitter é uma rede social, onde os usuários escrevem num pequeno espaço com cerca de 140 caracteres, os mais diversos assuntos. A ideia inicial do Twitter era que se comportasse como um "SMS da Internet" (14). As informações são enviadas aos usuários, conhecidas como twittes, em tempo real e, também enviadas aos usuários seguidores que tenham assinado para recebê-las. A seguir pode-se verificar uma sequência de twittes da Polícia Rodoviária Federal de Santa Catarina:

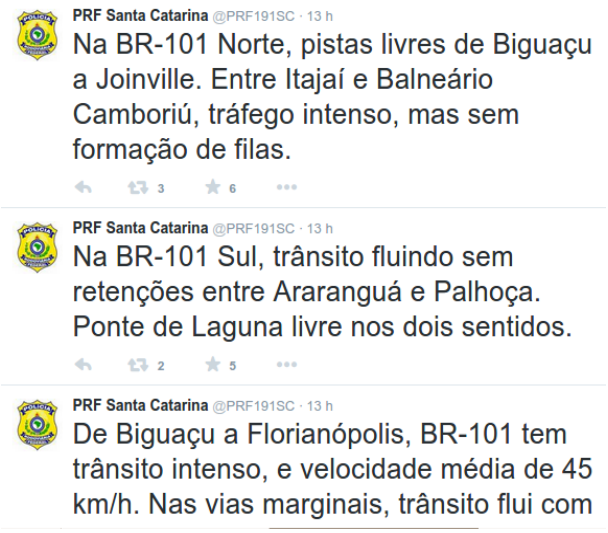
A Polícia Rodoviária Federal de Santa Catarina, disponibilizou às 13hs através do canal @PRF191SC, informações relevantes sobre o trânsito naquela localidade, num universo temporal variado, por exemplo: entre Itajaí e Balneário Camboriú o transito está intenso, isso sugere que a frota de caminhões que acompanhamos até este local deva ter uma rota alternativa, caso persista esta situação por muito tempo. No primeiro twitte da segunda coluna em Via Expressa (BR 282) trânsito lento com velocidade de 20km/h praticamente congestionado, novamente sugere que devamos "pensar" numa rota alternativa, caso esse 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, os wazers compartilham informações sobre o trânsito, em

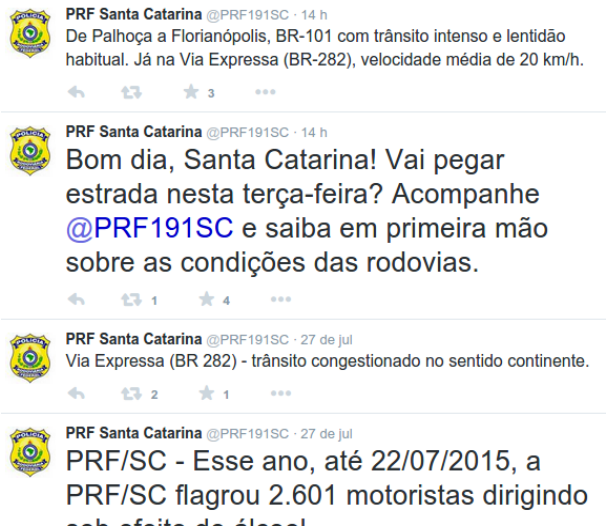
1. Foi observado que redes neurais muito grandes *generalizam* bem, *desde que os pesos sejam mantidos pequenos*. Essa restrição mantém os valores de ativação na região *linear* da função sigmóide g(x) onde x é próximo de zero. Por sua vez isso faz com que a rede se comporte como uma função linear, com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

Figura 6: Twitter

(a) Twitte - 1



(b) Twitte - 2



tempo real. Contudo as informações somente estão disponíveis no momento em que são postadas pelos utilizadores por um período de tempo pequeno, caso não hajam utilizadores trafegando pelas vias ou esses utilizadores não tenham disponibilidade em postar informações, não há o que se compartilhadar. Outra 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, o trânsito das grandes cidades têm disponíveis câmeras de monitoramento do trânsito nos semáforos, alguns com cobertura por canais de televisão, câmaras de segurança próximos às rodovias também coletam informações, tudo em tempo real. Os dados desses dispositívos geralente são gravados sendo conhecidos como *stream* de dados. Esses *streams* podem estar disponibilizados na Internet em sítios eletrônicos especialmente construídos para isso, como o "vejaaovivo" [2] e outros.

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

Para trabalhar com os dados do Big Data foi criado um tipo arquitetura para computadores trabalharem em conjunto formando um *cluster* essa arquitetura é conhecida como *filesystem*[3].

O goolgle é o maior ator do *Big Data*, ele desenvolveu um modelo computacional para pesquisas na Web, e tem apresentado o uso eficiente da técnica MapReduce com modelos de programação combinados com tabelas conhecidas como BigTable. Introduziu o Google File System (15).

Outros grupos de pesquisadores desenvolveram Hadoop Distributed File System (HDFS) que é hoje o sistema de arquivos para Big Data mais utilizado.(16)

O algorítimo *C4.5* é considerado um exemplo clássico de método de indução de árvores de decisão. O *C4.5* (**??**) foi inspirado no algoritmo *ID3* (**??**), 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 perceptivel por analistas humanos. Essa qualidade é utilizada para interpretar os resultados.

3. Desenho metodológico proposto

A metodologia utilizada nessa pesquisa contemplou um plano em três etapas, cada uma dividida em fases. A primeira etapa da nossa metodologia completa o ciclo todo do processo CRISP-DM, onde está o modelo preditivo e a descoberta de conhecimento sobre o comportamento das rodovias estudadas. 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), 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 Perceptron multicamadas com retroalimentação "backpropagation", essas redes

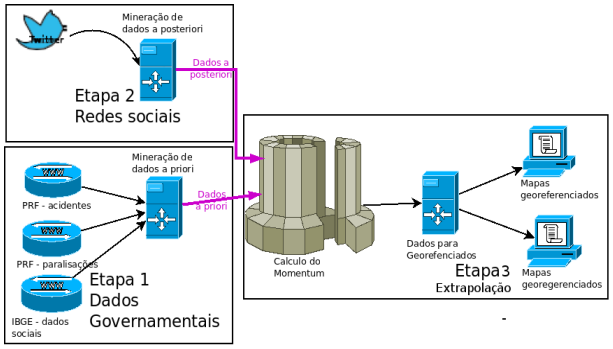
2. *http://vejoaovivo.com.br* sítio eletrônico onde encontram-se imagens de câmeras de trânsito em tempo real

3. *Filesystem*. ou sistema de arquivos, referem-se à forma como os dados são armazenados, organizados e acessados, pelo sistema operacional, em cada partição no disco (ou no disco inteiro)

destacam-se pela capacidade de generalização e especificidade em modelos de previsão.

A extrapolação do modelo preditivo ocorre quando este se integra à uma 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 pela 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 gera poucos dados; o utilizador tem que ser eficaz ao publicar 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.

Figura 7: Etapas da modelo proposto



Fonte: autor

4. Considerações finais

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 verificas palavras chaves tais como: protestos, acidentes, paralisação, no caso específico do nosso estudo.

Uma vez capturadas e tratadas, as informações desses "feeds" são direcionadas a um banco de dados. Foi escolhido o Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGBD) MySQL para tratar esses "feeds" do Twitter. A opção pelo MySQL foi devido às características que consideramos essenciais, tais como: licença para livre utilização, boa capacidade para gerenciar grande quantidade de dados e por seguir o padrão SQL-ANSI; portanto não foi necessário estudo mais aprofundado para operacionalizar; "select", "insert" e "update".

Acknowledgments

The authors would like to thank...

Referências

1 J. Bitoun, and L. Miranda, and M. A. Souza, et al title: Região Metropolitana do Recife no Contexto de Pernambuco no Censo 2010, pages: 25, url: http://www.observatoriodasmetropoles.net/download/Texto_BOLETIM_RECIFE_FINA Acessado em: 17 abril. 2016, year: 2012

2 Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, title: Região Metropolitana do Recife no Contexto de Pernambuco no Censo 2010, url: http://www.cidades.ibge.gov.br/painel/frota.php, Acessado em: 17 abril. 2016, year = 2014

3 P., Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G & Smyth, booktitle: From data mining to knowledge discovery in databases. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining doi: 10.1609, volume: 17(3), pages: 1–36, year: 1996

4 L., G., Castanheira, title: Aplicação de Técnicas de Mineração de Dados em Problemas de Classificação de Padrões, number: 5531, year: 2013

5 H. V. Jagadish, J. Gehrke, A. Labrinidis, Y. Papakontantinou, J. M. Patel, R. Ramakrishnan and C. Shahabi, booktitle: Exploring the inherent technical challenges in realizing the potential of Big Data, publisher: journal:Comunication of the ACM, volume: 57,r7, pages: 86–96, month: July, year: 2014

6 J. Han, and M. Kamber, title: Data Mining: Concepts and Techniques, publisher: Elsevier, San Francisco, pages: 15–16, volume: 2 edition, year: 2006

7 P. Chapman, and J. Clinton, and R. Kerber, and T. Khabaza et al, title: Crisp-Dm 1.0, publisher: CRISP-DM Consortium, pages: 76, year: 2000

8 R. Wirth, title: CRISP-DM 1.0 – Step-by-step data mining guide, pages: 7–10, year: 2000

9 B. POSSAS, and M.L.B. CARVALHO, and R.S.F. REZENDE, and W. MEIRA JR, title: Data mining: técnicas para exploração de dados, journal: Universidade Federal de Minas Gerais, year: 1998

10 S. Ben-David, and S. Shalev-Shwartz, title: Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms, booktitle: Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms, doi: 10.1017/CBO9781107298019, isbn: 9781107057135, pages: 449, url: http://www.cs.huji.ac.il/ shais/UnderstandingMachineLearning/understanding-machine-learning-theory-algorithms.pdf, year: 2014

11 J. N. Nilsson, title: Introduction to Machine Learning, doi: 10.1016/j.neuroimage.2010.11.004, eprint: 0904.3664v1, isbn: 9780262012430, issn: 10959572, journal: Machine Learning, number: 2, pages: 387–99, pmid: 21172442, url: http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21172442, volume: 56, year: 2005

12 A. Srivastava, V. Katiyar and N. Singh – Review of Decision Tree Algorithm: Big Data Analytics, publisher: Journal of Informative & Futuristic Research, number = 10, pages = 3644–3654, volume = 2, year = 2015

13 SINGER, Talyta. TUDO CONECTADO: CONCEITOS E REPRESENTAÇÕES DA INTERNET DAS COISAS. 2012. Acessado em: 23 abril. 2015. Singer

14 Dorsey, J. Williams, B. Stone, E. and Glass, N. Acessado em: 01 Julho de 2015 Twitter

15 Filho, João Heriberto Mota, booktitle: Descobrindo o Linux: entenda o sistema operacional GNU/Linux, isbn: 978-85-7522-278-2, pages: 153–162, year: 2012

16 Lange, Benoit and Nguyen, Toan title = A Hadoop use case for engineering data, mendeley-groups = DataMiningBigData, year = 2015

17 Dean, Jeffrey and Ghemawat, Sanjay institution = Google, Inc., issn = 00010782, journal = Communications of the ACM, number = 1, pages = 1–13, pmid = 11687618, publisher = ACM, series = SIGMOD '07, title = MapReduce : Simplified Data Processing on Large Clusters, volume = 51, year = 2008 MapReduce

18 Aranha, Christian and Passos, Emmanuel, A Tecnologia de Mineração de Textos, booktitle = RESI-Revista Eletrônica de Sistemas de Informações, doi = 10.5329/171, issn = 1677-3071, keywords = Data minig,Intelligent information systems, mendeley-groups = Mineração Textos, number = 2, pages = 1–8, volume = 2, year = 2006

19 Amin, Adnan and Faisal, Rahim and Imtiaz, Ali and Changez, Khan and Anwar, Sajid, title = A Comparison of Two Oversampling Techniques (SMOTE vs MTDF) for Handling Class Imbalance Problem: A Case Study of Customer Churn Prediction, doi = 10.1007/978-3-319-16486-1, isbn = 978-3-319-16485-4, keywords = big data,stock prediction,text mining, mendeley-groups = DataMiningBigData, pages = 215–225, volume = 353, year = 2015, stockprediction

20 Baig, Abdul Rauf and Shahzad, Waseem, doi = 10.1007/s00521-010-0490-5, title = A correlation-based ant miner for classification rule discovery, issn = 09410643, journal = Neural Computing and Applications, keywords = Ant colony optimization (ACO),Classification rules,Data mining,Swarm intelligence, mendeley-groups = DataMiningSwarnIntelligence, number = 2, pages = 219–235, volume = 21, year = 2012

21 Fonte: Chaffey, page = 378, year=2006

22 W. D. Chambers (2014). *Computer simulation of dental professionals as a moral community. Medicine, Health Care and Philosophy* 17(3), 467–476.

23 Madeira, Lamont. Hoje a internet, amanhã os desafios da internet das coisas. 2011.

24 MAYUMI, Danielle. Computação nas nuvens – O futuro da internet. 2011.