ANÁLISE DE COMPORTAMENTO DO SISTEMA RODOVIÁRIO NO NORDESTE DO BRASIL PARA PREDIÇÃO DE ROTAS: UMA ABORDAGEM DE MINERAÇÃO DE DADOS

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 artigo é um recorte de uma dissertação de mestrado, 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 o estado de Pernambuco na região Nordeste do Brasil, de modo que seja possível antecipar eventos que poderão causar constrangimentos, como retenção, redução de fluxo de tráfego. Para a proposição desse artigo, foram contempladas informações a partir de 2007 na base de dados da Polícia Rodoviária Federal de Pernambuco considerando veículos, traçado da via e trechos da rodovia relacionados a acidentes, dentre outros. Com base nas informações obtidas, foi realizada uma Mineração de Dados utilizando a metodologia CRISP-DM para encontrar padrões comportamentais nas rodovias e em seu entorno. Foram empregadas algoritmos de aprendizagem de máquina para classificação e regressão, sendo priorizado, para esse artigo, Árvores de Decisão C4.5, implementadas em duas ferramentas: Knime e Weka. Os valores da área sob a curva Roc (AUC) foi 0.7 e da Weca xx.(FALAR SOBRE CONFIABILIDADE) 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.**

noindent**Palavras-chave: Modelo de predição, Mineração de dados, Tráfego em rodovias, Árvores de decisão, CRISP-DM.**

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 Brasil, no entorno das grandes cidades e rodovias mais utilizadas. O estado de Pernambuco, localizado na região Nordeste do Brasil, possuía, em 2015, uma frota de 2.765.521 de veículos, sendo que boa parte dessa frota trafega pelas rodovias que cruzam o estado. Fora do perímetro urbano as rodovias atravessam outras localidades com problemáticas diversas, tais como, a precariedade da pavimentação, traçados inapropriados e outras intempéries que causam, frequentemente, acidentes. A Polícia Rodoviária Federal e outros órgãos de controle público atendem e registram esses acontecimentos em boletins diários. A solução para absorver parte dessas informações requer o estabelecimento de 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 a definição dos dias, horários e rotas, escolhidos por critérios cientificamente estudados. Isso poderá ser de suma importância para solucionar a problemática do tráfego em rodovias, particularmente o transporte de carga nas regiões do estado de Pernambuco, permitindo fornecer a informação que se faz necessária para acompanhar veículos, como por exemplo caminhões, na transposição dos obstáculos que possam surgir ao transitar pelo estado, 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

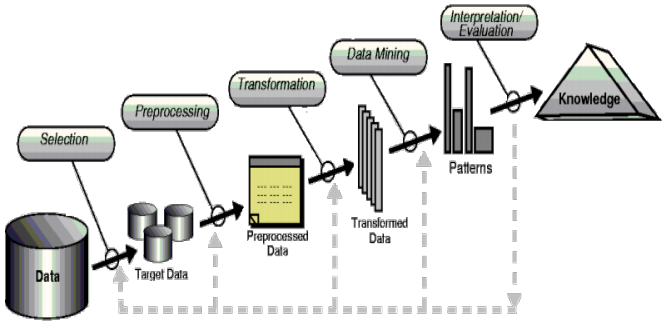
2.1. Mineração de dados

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 o primeiro 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, em seguida 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 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 processo para extração conhecimento é longo. Na figura a seguir temos a ilustração desse caminho:

A origem dos dados, os "inputs", estão representados na figura onde se lê "Data", que podem conter "missing data" e/ou dados não estruturados. O balão onde se lê "Selection" representa a coleta das informações ou a seleção dos dados. Em nossa pesquisa esses dados são provenientes das mais diversas fontes, tais como, base de informações de acidentes e interdição da Polícia Rodoviária Federal (PRF). Dados relevantes podem ser armazenados em "Target Data" com tecnologia apropriada, utilizando-se técnicas para ler os fluxos de dados (stream data). No balão "Preprocessing" os dados não-estruturados são tratados, por exemplo, retirando os missing data. Para estruturar as informações é preciso utilizar técnicas linguísticas (10). Esses dados normalmente são coletados por técnicas de Mineração: técnicas de IA como "Machine Learning" têm sido comumente utilizadas. A

Figura 1: Fases da mineração de dados até extração do conhecimento



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

"Transformation" é caracterizada pela estruturação dos dados, que podem ser armazenados em Bancos de Dados, conhecidos como "Datawarehouse". 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" entre outras. Algumas técnicas de mineração de dados são fortemente influenciadas pelas informações na entrada (inputs), 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 as 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 e, com isso, predizer resultados futuros na saída do modelo, em decorrência dos dados na entrada (12). Essa técnica de extração de conhecimento chama-se "Knowledge Discovery Databases" (KDD).

2.2. O 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, 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 a seguir resume e exemplifica essas dimensões no contexto de aplicação do CRISP-DM.

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

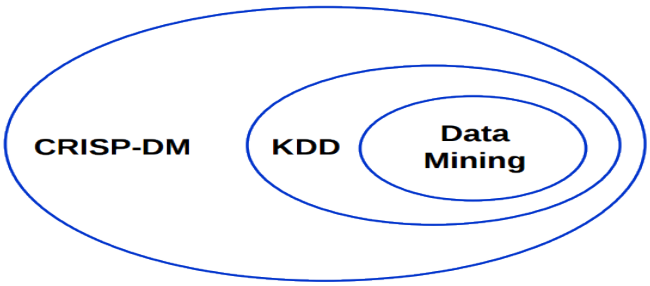
Dimensão	**Domínio da aplicação**	**Tipo de Problema**	**Ferramentas e Técnicas**
Exemplo	Modelo de resposta	Descrição e sumarização	Clementine
—	Predição agitada	Segmentação	MineSet
—	—	Descrição do conceito	Árvore de decisão
—	—	Classificação	—
—	—	Predição	—
—	—	Análise de dependências	—

Fonte: CRISP-DM – 1.0

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. Fayyad (8) 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, ainda, 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:

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. 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. 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 adequado aos objetivos do negócio. 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.

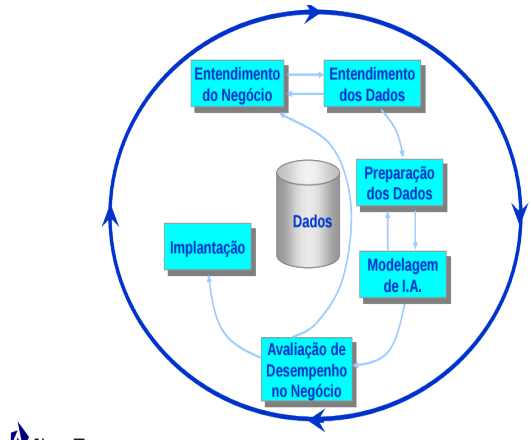
Figura 2: Domínio das técnicas aplicadas a mineração de dados



Fonte: Neurotech – 2012

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), 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.

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, é necessário definir de "onde" ou sobre quais dados aprender. Deve-se fornecer um conjunto de treinamento para depois testar o conhecimento aprendido em um conjunto de teste.

Técnicas de mineração agrupam de dados de acordo com sua funcionalidade (6), que tem como característica principal a maneira como são descobertos os padrões no dados, podendo estar em uma das duas categorias: tarefas descritivas ou tarefas preditivas. As tarefas de mineração descritivas preocupam-se as características dos dados no conjunto de dados: o "data set". As preditivas, por sua vez, induzem regras nos dados correntes para produzirem de modo a produzir predições (6). O tópico a seguir analisa as tarefas preditivas.

2.3.1. Classificação e Regressão para análise preditiva.

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:

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

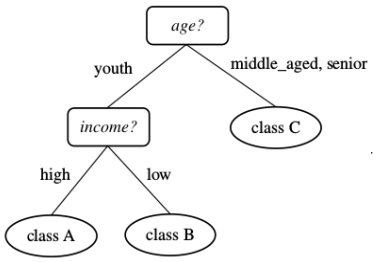
$age(X, \text{“}youth\text{”})$ AND $income(X, \text{“}low\text{”}) \rightarrow classe(X, \text{“}B\text{”})$

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

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

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

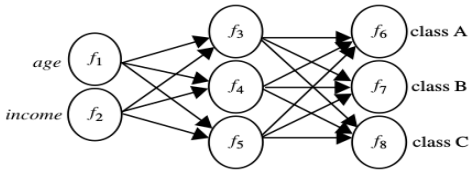
Figura 4: Árvore de decisão



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 são algoritmos rápidos que produzem regras de indução, contudo dados impuros podem comprometer o desempenho desse algoritmo. A fase de extração dos dados é fortemente influenciada 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) o "overfitting" ocorre quando o número atributos é grande.

2.3.2. Árvores de decisão - "Decision Tree". Uma **árvore de decisão** tem como entrada um conjunto de **atributos** ou de variáveis para retornar como saída uma **decisão**. O valor esperado da 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.

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 perceptível por analistas humanos. Essa qualidade é utilizada para interpretar os resultados.

3. Desenho metodológico proposto

TARGET DATA: INFORMAÇÕES PROVENIENTES DA BASE DE DADOS DA PRF DE 2007 A 2015,UMA DE ACIDENTES E OUTRA DE INTERDIÇÕES. DOS DADOS TRAZIDOS PELA PFR, UTILIZAMOS NO ESTUDO COMO VARIÁVEIS DE ENTRADA: NÚMERO DA RODOVIA (BR), KM EM QUE SE DEU A OCORRÊNCIA, TIPO DE VEÍCULO ENVOLVIDO NA OCORRÊNCIA, TIPO DE ACIDENTE (I.E., COLISÃO - LATERAL FRONTAL, TRASEIRA - ATROPELAMENTO COM OU SEM MORTE - PESSOAS OU ANIMAIS - VISIBILIDADE, DENTRE OUTROS),HORÁRIO E DATA DA OCORRÊNCIA, ENTRE A SEREM APRESENTADAS MAIS ADIANTE. PREPROCESSAMENTO: ALÉM DESSAS VARIÁVEIS, NA FASE DE PREPROCESSAMENTO FORAM DESCONSIDERADOS ALGUNS ATRIBUTOS POR CONTEREM INCONSISTÊNCIAS E MISSING DATA, TAIS COMO, LATITUDE E LONGITUDE. CABE DESTACAR QUE A BASE, COMO UM TODO, APRESENTAVA INCONSISTÊNCIA, UMA VEZ QUE, POR EXEMPLO, UM MESMO ACIDENTE, QUANDO ENVOLVIA DOIS OU MAIS VEÍCULOS, ERA LANÇADO NA BASE DUAS OU MAIS VEZES, EM FUNÇÃO DA QUANTIDADE DE VEÍCULOS ENVOLVIDOS.ELIMINAÇÃO DE VARIÁVEIS EM DUPLICIDADE, I.E., FOI RETIRADO DA BASE O ATRIBUTO " MÊS" E O " ANO" POR ESTAREM CONTEMPLADOS NO ATRIBUTO " DATA". TRANSFORMATION: FORAM CRIADAS AS VARIÁVEIS: " TIPO DE PARALISAÇÃO", CONTEMPLANDO - ACIDENTE SEM MORTOS E COM NO MÁXIMO DOIS VEÍCULOS ENVOLVIDOS. "DIA DA SEMANA" (SUNDAY, MONDAY... SATURDAY). AJUSTE DE HORA (I.E., 17:58H, 17:59H, 18H, 18:01H, 18:02, ARREDONDADA PARA 18H), AJUSTE DE KM (SEGUINDO A MESMA LÓGICA DO AJUSTE DE HORA, I.E. KM 199,9; 200,6, FORAM ARREDONDADOS PARA KM 200). DATA MINING: O ALGORITMO ESCOLHIDO PARA O ESTUDO FOI ÁRVORE DE DECISÃO, QUE POSSIBILITA UMA INTERPRETAÇÃO IMEDIATA E DE FÁCIL COMPREENSÃO. COMO FERRAMENTAS FORAM ESCOLHIDAS KNIME E WECA, COM O OBJETIVO DE ESTABELECER UMA COMPARAÇÃO ENTRE OS RESULTADOS EM AMBAS AS FERRAMENTAS, COM A INTENÇÃO DE PRODUZIR UM CLASSIFICADOR MAIS PRECISO. A TÉCNICA ENSAMBLE AFIRMA QUE O PRODUTO DE UM OU MAIS CLASSIFICADORES IGUAIS OU MAIS DE UM CLASSIFICADOR AUMENTA A PRECISÃO. TANTO NA FERRAMENTA KNIME QUANTO WECA, A ÁRVORE DE DECISÃO É CHAMADA J48, UMA VEZ QUE SE TRATA DE UMA IMPLEMENTAÇÃO EM JAVA DO ALGORITMO 45. FOI CALCULADA A CORRELAÇÃO LINEAR ENTRE AS VARIÁVEIS, A FIM DE DETER-

MINAR O GRAU DE QUALIDADE A ELAS RELACIONADO. POR EXEMPLO, FOI IDENTIFICADA UMA ALTA CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS TIPO DE ACIDENTE E TRAÇADO DA VIA.

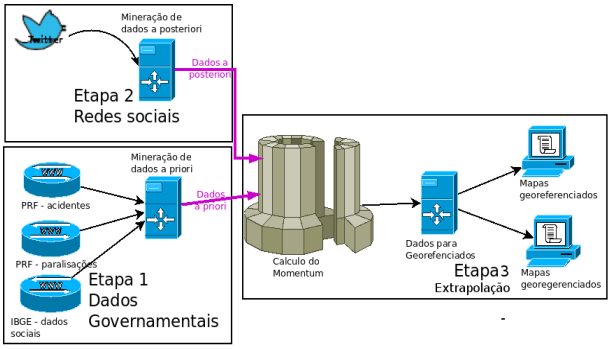
INTERPRETATION/EVALUATION: PRODUÇÃO DE ÁRVORES DE DECISÃO A PARTIR DO ESTABELECIMENTO DE DIFERENTES NÓS-RAIZES, DEFINIDOS EM VIRTUDE DA CORRELAÇÃO LINEAR ENCONTRADA.

A metodologia utilizada nessa pesquisa contemplou um plano em duas etapas. A primeira etapa 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 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 6: Etapas da modelo proposto



Fonte: autor

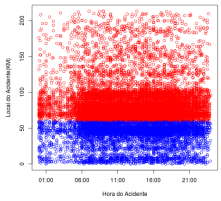


Figura 7: Graphic hour - crash(km)

4. Dados de encontrados antes da Mineração

5. Dados depois da Mineração

6. 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.

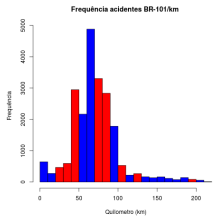


Figura 8: Graphic hour - crask(km)

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_FINAL.pdf, 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.