

UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO GRANDE DO NORTE – UERN

FACULDADE DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS – FANAT

DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA – DI

RAYSLANE LANNA DA COSTA BANDEIRA

**DESCOBRINDO PADRÕES NO SERVIÇO DE ATENDIMENTO MÓVEL DE
URGÊNCIA ATRAVÉS DA MINERAÇÃO DE DADOS**

MOSSORÓ - RN

2018

RAYSLANE LANNA DA COSTA BANDEIRA

**DESCOBRINDO PADRÕES NO SERVIÇO DE ATENDIMENTO MÓVEL DE
URGÊNCIA ATRAVÉS DA MINERAÇÃO DE DADOS**

Monografia apresentada à Universidade do Estado do Rio Grande do Norte como um dos pré-requisitos para obtenção do grau de bacharel em Ciência da Computação, sob orientação da Prof^a. D. Sc. Cícilia Raquel Maia Leite e Co-Orientação José Erico Gomes da Silva.

MOSSORÓ - RN

2018

Catálogo da Publicação na Fonte.
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte.

B214d Bandeira, Rayslane Lanna da Costa
DESCOBRINDO PADRÕES NO SERVIÇO DE
ATENDIMENTO MÓVEL DE URGÊNCIA ATRAVÉS DA
MINERAÇÃO DE DADOS. / Rayslane Lanna da Costa
Bandeira. - Mossoró, 2018.

70p.

Orientador(a): Profa. Dra. Cíclia Raquel Maia Leite.
Coorientador(a): Prof. Me. José Erico Gomes da Silva.
Monografia (Graduação em Ciência da Computação).
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte.

1. Inteligência Artificial. 2. Serviços Médicos de
Emergência. 3. Regulação Médica de Urgências. 4.
Assistência Pré-Hospitalar. 5. Aprendizado de máquina. I.
Leite, Cíclia Raquel Maia. II. Universidade do Estado do
Rio Grande do Norte. III. Título.

Rayslane Lanna Da Costa Bandeira

DESCOBRINDO PADRÕES NO SERVIÇO DE ATENDIMENTO MÓVEL DE URGÊNCIA ATRAVÉS DA MINERAÇÃO DE DADOS

Monografia apresentada como pré-requisito para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação da Universidade do Estado do Rio Grande do Norte – UERN, submetida à aprovação da banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Aprovada em: 19.06.2018

Banca Examinadora



Profa. Dra. CÍCLIA RAQUEL MAIA LEITE
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN



JOSÉ ERICO GOMES DA SILVA
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN



Profa. Ma. INGRIDY MARINA PIERRE BARBALHO
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN



Prof. ALYSSON MENDES DE OLIVEIRA
Universidade do Estado do Rio Grande do Norte - UERN

Dedico este trabalho a minha querida mãe Lucineide, meus avós, Nenzinha e Francisco Deodato (*in memoriam*) e a minha irmã Randreanne.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pela dádiva da vida e por ter me dado força para superar as dificuldades e permitir que atingisse este objetivo.

A minha mãe Lucineide que sempre me incentivou a estudar, e não mediu esforços para a realização deste objetivo. A meus avós Raimunda Nenzinha e Francisco Deodato (*in memoriam*) sempre tão amorosos e acolhedores, sempre ajudando nos momentos de dificuldades. A minha irmã Randreanne por todos os conselhos, amor, incentivo e ensinamentos transmitidos.

Meus sinceros agradecimentos a esta segunda família que a vida acadêmica me proporcionou, agradeço desde as idas para faculdade, quanto aos momentos de carinho, cuidados e atenção, sem vocês esta conquista seria bem mais difícil, meu muito obrigada Jeroneuma Cabral, Kleber Rebouças e minhas irmãs Lilian e Júlia.

Ao meu namorado, John Kennedy, por todo amor, compreensão, companheirismo, carinho, motivação e por sua presença nos momentos em que mais se fez necessário. Por não me deixar esquecer que os desafios da vida devem ser enfrentados com firmeza e determinação, sempre lutar e não desistir.

A professora Cicília Maia, por sua dedicação, compreensão, disponibilidade e orientação, fundamental para a conclusão deste trabalho.

Ao meu coorientador José Erico Gomes Da Silva, por me transmitir seus conhecimentos, por toda ajuda amigável e os momentos compartilhados, tudo isto foi fonte de inspiração para execução deste trabalho.

Agradeço aos professores e integrantes do Departamento de Informática que nos proporcionou aprendizado e estrutura para ser um grande profissional.

Não posso esquecer dos colegas de curso Adriano, Ramon, Geo, Wedson, Liellison e todos os outros que foram companheiros de classes, trabalhos, e de conhecimentos. E que continuarão a fazer parte da minha vida.

Por fim a todos que fizeram parte da minha formação, o meu muito obrigada. Sintam-se citados.

*“Mestre não é quem sempre ensina,
mas quem de repente aprende.”*

Guimarães Rosa

RESUMO

As informações provenientes dos atendimentos de urgência e emergência, registrados em fichas de atendimento são cruciais no processo de salvar vidas, onde a tomada de decisão pode fazer toda diferença para a vítima em questão. A descoberta de conhecimento em bancos de dados na medicina e na saúde pública, é uma das inúmeras possibilidades do uso da informática na área da saúde. Apesar da disponibilidade de imensos volumes de bancos de dados médicos referentes aos atendimentos, a análise manual desses dados é uma tarefa inviável e ineficiente. A mineração de dados constitui-se em uma solução para analisar o grande volume de informações, através de técnicas e métodos que viabilizam a extração de padrões relevantes de grandes repositórios de dados. Estes padrões podem auxiliar na tomada de decisão e compreensão do domínio do problema. O objetivo deste trabalho é descobrir padrões no Serviço de Atendimento Móvel de Urgência através da mineração de dados para determinações de Padrões para preenchimento de fichas de atendimento e tomada de Decisão. Neste contexto, as técnicas de aprendizado de máquina são empregadas para classificar e validar os conjuntos de dados. Foi realizado um estudo de caso visando extrair padrões relevantes do repositório de dados do SAMU localizado na cidade de Mossoró/RN. Os resultados mostraram-se relevantes, apontando para trabalhos futuros promissores neste domínio.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Serviços Médicos de Emergência; Regulação Médica de Urgências; Assistência Pré-Hospitalar; Aprendizado de máquina;

ABSTRACT

Information from calls of urgency and emergency is crucial in the process to save lives, where the outlet of decision can every difference for the victim in question. The discovery of knowledge in databases in medicine and public health is one of the innumerable possibilities of the use of information technology in the health area. Although the availability of huge volumes of medical databases, analysis these data is a manual infeasible and inefficient task. Data mining technology consists in a solution to analyze the large volume of information through techniques and methods that provide the extraction of relevant patterns from large data repositories. These patterns can aid in decision making and understanding of the problem domain. The objective of this work is to mine data from the Emergency Mobile Care Service through data mining. In this context, machine learning techniques are employed to classify and validate data sets. A case study was carried out to extract relevant patterns from the SAMU data repository located in the city of Mossoró/RN. The results were relevant, pointing towards promising future works in this domain.

Keywords: Artificial intelligence; Emergency Medical Services; Medical Regulation of Emergencies; Pre-hospital Care; Machine learning;

LISTA DE SIGLAS

AIS	<i>Abbreviated Injury Scale</i>
APH	Atendimento Pré-Hospitalar
AT	Acidentes De Trânsito
CART	<i>Classification and Regression Trees</i>
DNA	<i>Ácido Desoxirribonucleico</i>
GNU	<i>General Public License</i>
HUB	<i>Hospital Universitário de Brasília</i>
KDD	<i>Knowledge Discovery in Databases</i>
PPgCC	Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação
RMU	Regulação Médica de Urgências
SAMU	Serviço de Atendimento Móvel de Urgência
SESAP	Secretaria Estadual de Saúde do Rio Grande do Norte
SINAN	Sistema de Informações de Agravos e Notificação
SVM	<i>Support Vector Machines</i>
TARM	Técnico Auxiliar de Regulação Médica
TDIDT	<i>Top-Down Induction of Decision Tree</i>
UERN	Universidade do Estado do Rio Grande do Norte
UFERSA	Universidade Federal Rural do Semi-Árido
VSA	Veículo de Suporte Avançado
VSBS	Veículo de Suporte Básico
WEKA	<i>Waikato Environment for Knowledge Analysis</i>

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Etapas do processo de KDD	20
Figura 2.2 – Técnicas de diferentes áreas utilizadas na mineração de dados.....	22
Figura 2.3 – Modelos de mineração de dados	22
Figura 2.4 – Exemplo geral árvore de decisão	25
Figura 2.5 WEKA, <i>GuiChooser</i>	26
Figura 2.6 WEKA, Pré-processamento	27
Figura 3.1 – Metodologia do trabalho	33

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1– Variáveis candidatas a predição	39 e 40
Tabela 4.1 – Resultados dos modelos para estimativa do tipo de suporte com uma variável de entrada	42
Tabela 4.3 – Resultados dos modelos para estimativa do tipo de suporte com algumas variáveis de entrada	42

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1	DESCOBERTA DE CONHECIMENTO EM BANCO DE DADOS	19
2.2	MINERAÇÃO DE DADOS	21
2.2.1	Modelos Descritivos	23
2.2.2	Modelo Preditivos	24
2.3	SOFTWARE GNU PARA MINERAÇÃO DE DADOS (WEKA)	26
2.3.1	Algoritmo C4.5	28
2.4	MINERAÇÃO DE DADOS NA ÁREA MÉDICA	29
2.5	TRABALHOS RELACIONADOS	31
3.	MINERAÇÃO DE DADOS SAMU- MOSSORÓ: DETERMINAÇÕES DE PADRÕES PARA PREENCHIMENTO DE FICHAS DE ATENDIMENTO E TOMADA DE DECISÃO.	34
3.1	LEVANTAMENTO DOS DADOS (SELEÇÃO)	35
3.2	PRÉ-PROCESSAMENTO E TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS	36
3.3	DEFINIÇÃO DOS ATRIBUTOS (DATA MINING) e CLASSIFICAÇÃO	40
3.4	AVALIAÇÃO DO MODELO	41
4.	RESULTADOS E DISCUSSÕES	43
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	46
	REFERÊNCIAS	48
	APÊNDICE A – FORMULÁRIO DE ATENDIMENTO PRÉ-HOSPITALAR	48
	ANEXO A – FICHA DE ATENDIMENTO (SAMU)	63
	ANEXO B - TERMOS DE COMPRIMISSOS DA PESQUISA	66

1 INTRODUÇÃO

Os acidentes são eventos não intencionais com consequências indesejáveis. Com o passar dos anos tem-se observado que diversos tipos de acidentes (doméstico, trânsito, clínico) são responsáveis por um número cada vez maior de mortes, assim como o aumento da incapacidade e de sequelas psicológicas entre suas vítimas. Dados estes, presente em praticamente todos os países do mundo, tornando-se assim um grave problema de saúde pública a ser enfrentado. (Secretaria de Vigilância em Saúde,2014)

O Serviço de Atendimento Móvel de Urgência (SAMU) é um dos serviços que atualmente presta o Atendimento Pré-Hospitalar (APH) no Brasil, devendo ser prestado no menor espaço de tempo concebível, no local onde o trauma aconteceu. Porém, o serviço encontra dificuldades devido os altos índices de atendimento. O SAMU, está sobre a Regulação Médica de Urgências (RMU), utiliza o número 192, serviço telefônico gratuito de cobertura nacional.

O conhecimento a respeito do tipo de atendimento é imprescindível para SAMU, pois viabiliza orientações, planejamento e procedimento a ser seguido de forma satisfatória por médicos reguladores. No entanto, a quantidade insuficiente de informações em relação ao tipo de ocorrência e da vítima em questão é uma das grandes barreiras para a exploração do potencial de atendimentos móvel das urgências.

As bases de dados armazenam e disponibilizam grandes volumes de dados de diversos tipos de atendimento (clínico, traumático, obstétrico e psiquiátrico), porém a análise desses dados sem a utilização de técnicas computacionais avançadas é uma atividade praticamente impossível para o ser humano.

Nesse contexto, este trabalho visa utilizar técnicas e métodos de mineração de dados, no qual possibilita extrair padrões relevantes do repositório de dados do SAMU localizado na cidade de Mossoró/RN, com o objetivo de auxiliar especialistas e profissionais da área na tomada de decisão e compreensão do domínio. Dessa maneira, espera-se obter como resultado um menor tempo entre definição do tipo de

atendimento, bem como, ações a serem seguidas. Podendo ter um menor intervalo de tempo entre o ocorrido e o APH.

A mineração de dados consiste de etapas inter-relacionadas e recorrentes, com aplicações de técnicas, algoritmos e métodos de diversas áreas do conhecimento, como: estatística, inteligência artificial, aprendizado de máquina, entre outras, para execução do pré-processamento, transformação, previsão e/ou descrição dos dados, validação e avaliação dos resultados obtidos.

O trabalho está organizado como segue: O capítulo 2 descreve os assuntos para o entendimento deste trabalho: Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados, Mineração de Dados, WEKA, Mineração de Dados na área médica e alguns Trabalhos Relacionados. O capítulo 3 define as etapas utilizadas para o desenvolvimento deste trabalho: Levantamento dos Dados, Pré-processamento e Transformação dos Dados, Definição dos Atributos, Classificação e Avaliação do Modelo. No capítulo 4 são apresentados os resultados e análises obtidas pela mineração dos dados. Por fim, o capítulo 5 apresenta as considerações finais e perspectivas de trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Apresenta uma breve explicação dos assuntos relevantes para o desenvolvimento deste trabalho, que são: Descoberta de Conhecimento em Banco de Dados, Mineração de Dados, WEKA, Mineração de Dados na área médica e alguns trabalhos relacionados.

2.1 DESCOBERTA DE CONHECIMENTO EM BANCO DE DADOS

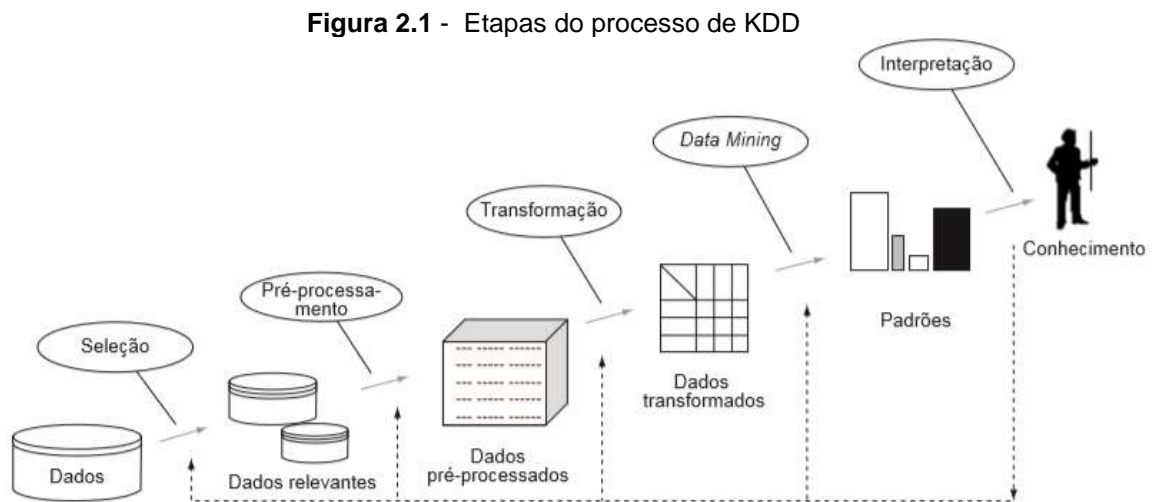
O desenvolvimento constante e a informatização da sociedade, bem como, novas ferramentas de coleta e armazenamento de dados, proporciona o crescimento acelerado e a disponibilidade de imensos volumes de informações, ultrapassando os limites da compreensão humana na interpretação destes dados, quando não se possui o auxílio de mecanismos computacionais, caracterizando contextos com muitos dados, porém pouca informação, do inglês *data rich but information poor* (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

O surgimento de novas teorias e ferramentas computacionais foram desenvolvidas para auxiliar no processo de extração de informações úteis encontrados em bases de dados, visando transformar estes dados em conhecimento, surgindo assim o processo chamado de Descoberta de Conhecimento em Bancos de Dados, do inglês *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Segundo Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996, p.40), KDD é o processo de identificar nos dados, alguns tipos de padrões (previamente desconhecidos) que sejam válidos, úteis e compreensíveis, visando assim uma melhoria no entendimento de certo problema ou procedimento para tomada de decisão.

Nesse contexto a mineração de dados desempenha papel fundamental, devido à sua capacidade de transformar dados em conhecimento útil, auxiliando diretamente no processo de tomada de decisão em aplicações diversas: I) detecção de fraude; II) análise de mercado; III) diagnósticos mais precisos de doenças.

Os autores Han, Kamber e Pei (2011), enfatiza que o termo KDD é usado como sinônimo para o termo mineração de dados. Entretanto, os autores Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996) e Maimon e Rokach (2010), consideram que mineração de dados é apenas uma etapa do processo de KDD.

O KDD é um processo de etapas interativas e iterativas, conforme ilustra a Figura 2.1, podendo-se retornar às etapas anteriores à medida que for necessário.



Fonte: Adaptada de Fayyad *et al* (1996).

É desenvolvida inicialmente a compreensão do domínio da aplicação, definindo o conhecimento que deseja descobrir e as decisões a serem tomadas nas etapas seguintes.

A etapa denominada Seleção consiste em selecionar os dados relevantes disponíveis no repositório de dados analisado. Uma vez que a variedade de dados pode ser extensa, podendo também ser de vários formatos, como por exemplos, planilha, imagem e texto.

A etapa de Pré-processamento dos Dados aborda a qualidade destes dados, assegurando fatores como exatidão, integridade, consistência, prontidão, credibilidade e interpretabilidade. A limpeza dos dados é a forma de remover ou corrigir as inconsistências e ruídos, assim como, os dados ausentes ignorados ou preenchidos manualmente pela média do atributo. Outras fontes de dados podem

ser ajustadas – constatando redundâncias e dependências das variáveis – mantendo um armazenamento único e consistente (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

Logo após o pré-processamento, os dados devem ser transformados em formatos adequados para a mineração. Esta transformação dos dados pode ser executada, por normalização e discretização. Na normalização, dados de um atributo são definidos numa mesma escala, por exemplo, usando valores entre 0 e 1 ou -1 e 1. Já na discretização, dados correspondentes a atributos numéricos, como por exemplo a temperatura, podem ser substituídos por valores nominais, como uma identificação de intervalos (05–10, 0–20, 20–30) ou conceitos (baixa, média, alta).

As etapas de Pré-processamento e Transformação – consideradas por alguns autores como uma única etapa – demandam a maior parte do tempo do processo de KDD, cerca de 70% (SILVA, 2004).

Já na etapa de Mineração de Dados, que é a essência do processo de KDD, desenvolvendo métodos para explorar os dados, e elaborar um modelo de compreensão para fenômenos a partir dos dados, análise e previsão, descobrindo assim padrões até então desconhecidos (MAIMON; ROKACH, 2010).

Com o alcance dos padrões, tem-se a etapa de Interpretação (avaliação) que identifica aqueles relevantes, que representam assim o conhecimento útil e necessário. Para Han, Kamber e Pei (2011), o padrão é considerado relevante caso seja: assimilado por humanos, válido com algum grau de certeza, potencialmente útil, e novo (pelo menos para o sistema) – ao encontro da definição utilizada por Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996).

O conhecimento descoberto pode ser associado a outro sistema para ações adicionais (tomada de decisão, previsão, diagnóstico, etc), ou documentado e reportado para as partes interessadas.

2.2 MINERAÇÃO DE DADOS

A mineração de dados é o processo multidisciplinar que vem utilizando e integrando técnicas e algoritmos de vários domínios de conhecimento, por exemplos estatística, aprendizado de máquina, reconhecimento de padrões, sistemas de

banco de dados, *data warehouse*, recuperação de informação, visualização, algoritmos e computação de alto desempenho, a Figura 2.2 ilustra o conceito supracitado (HAN; KAMBER; PEI, 2011).

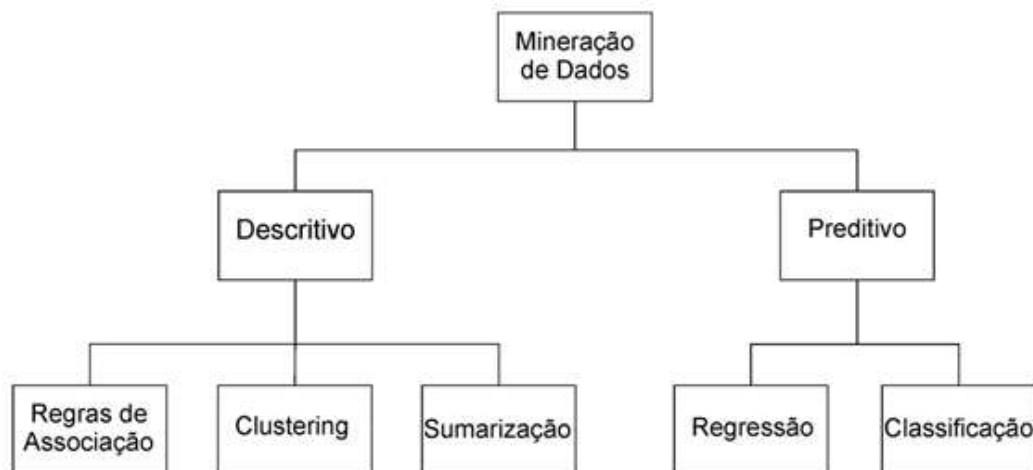
Figura 2.2 – Técnicas de diferentes áreas utilizadas na mineração de dados



Fonte: Adaptada de Han, Kamber e Pei (2011).

A mineração de dados apresenta diversos alcances e objetivos, tradicionalmente divididos em modelos descritivos (não-supervisionada) e modelos preditivos (supervisionada), demonstrados na Figura 2.3 (MAIMON; ROKACH, 2010).

Figura 2.3 – Modelos de mineração de dados



Fonte: Adaptado de Maimon e Rokach (2010).

2.2.1 Modelos Descritivos

Os modelos descritivos podem também ser conhecidos por aprendizagem não-supervisionada, são exemplo: regras de associação, *clustering*, sumarização. Esses modelos descrevem de forma clara os dados disponíveis, obtendo características assim das propriedades gerais dos dados minerados, onde o rótulo da classe de cada amostra de treinamento não é conhecido (SILVA, 2004).

A associação encontra os atributos que estão frequentemente relacionados. Sendo baseadas em regras como “SE *antecedente*, ENTÃO *consequente*”, com uma medida de confiança e suporte junto à regra. A confiança mostra a porcentagem das transações, onde o conjunto de dado do *antecedente* também contém o *consequente*, ou seja, a probabilidade relativa do *consequente* em relação ao *antecedente*. Já o suporte é a porcentagem das transações onde os dados da regra é encontrado. Supondo que o gerente de um supermercado deseja saber os itens juntos, que são frequentemente vendidos para os clientes, então a seguinte regra de associação, é declarada: “SE compra café, ENTÃO compra pão” [suporte=5%, confiança=85%]. Essa regra indica que 85% dos clientes que compram café também compram pão e 5% das transações em análise mostram que café e pão são comprados juntos (LAROSE, 2014; WITTEN et al., 2016).

O *Clustering* é uma técnica usada para agrupamento de dados segundo sua semelhança. Os grupos (*clusters*) são associados com base no princípio de um conjunto de registros que são semelhantes entre si (forma, cor, tamanho) e diferentes dos registros em outros grupos (*clusters*) (LAROSE, 2014). Por exemplo, um supermercado pode realizar uma análise de mercado através de informações geográficas e de estilo social dos clientes formando grupos com intuito de oferecer serviços exclusivos.

A sumarização consiste em descrições compactas de um subconjunto de dados. Conforme Maimon e Rokach (2010), a sumarização seria um tipo de *clustering* onde representaria uma exposição de alto nível dos dados a partir de subconjuntos simples descritos e associados. Os dados dos clientes (entre 18 e 40 anos, empregado, renda superior a um salário mínimo) que frequentam diariamente um determinado supermercado é um exemplo da aplicação desse método.

2.2.2 Modelo Preditivos

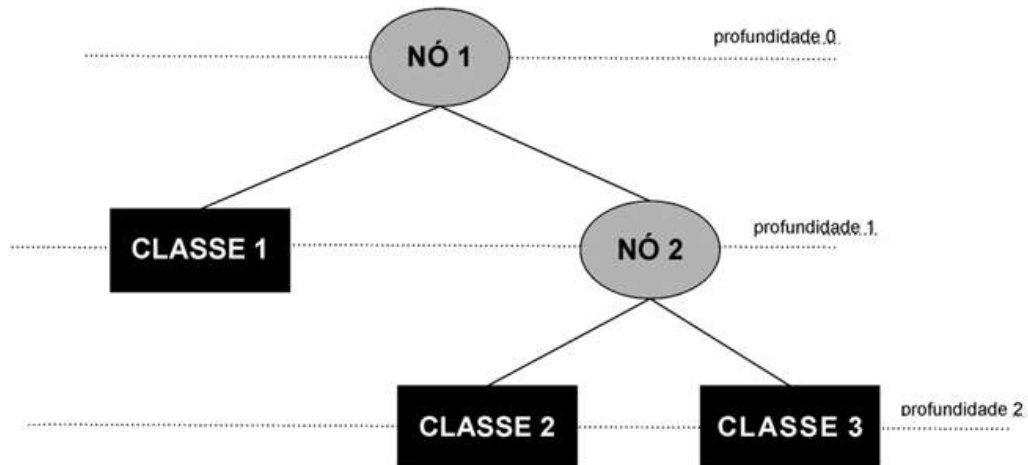
Os modelos preditivos ou aprendizagem supervisionada, é um tipo de modelo, onde se demonstra a classe à qual cada amostra no treinamento pertence. São conhecidos na comunidade de aprendizado de máquina, como regressão e classificação, onde realizam previsões a respeito de dados desconhecidos utilizando valores informados.

- Regressão é o modelo de predição que demonstra os relacionamentos entre atributos do tipo valores numéricos. Essa relação pode ser expressa por funções lineares, definindo-se modelo de regressão linear, caso adverso, como não linear. (BARROS et al., 2013).
- A classificação é muito semelhante ao modelo de regressão, a diferença entre ambos é que a previsão é utilizada para valores nominais ao contrário da regressão, que é usada para valores numéricos. Um modelo bastante utilizado é a árvore de decisão nas classificações. (BARROS et al., 2013).

Árvore de decisão relaciona um conjunto de decisões chamados de nós que são interligados por arestas, de forma que os nós centrais correspondem a testes.

Já as arestas são os resultados dos testes, e os nós folhas demonstra a qual classe pertence os dados. O nó mais alto da árvore consiste na “raiz” daquela árvore. (Figura 2.4)

Figura 2.4 – Exemplo geral árvore de decisão



Fonte: Adaptado de Barros *et al.* (2013)

As árvores de decisão são facilmente compreendidas, devido sua visualização gráfica e a possibilidade de conversão em regras de associação. A facilidade de compreensão e assimilação faz com que as árvores de decisão seja uma alternativa natural para modelos bem conhecidos, por exemplo, redes neurais e Máquina de Vetor de Suporte, do inglês *Support Vector Machines* (SVM). Além da capacidade de utilizar dados multidimensionais e redundantes, tem grande robustez na presença de ruído e algoritmos de aprendizagem com pouquíssimo custo computacional, permitindo-se assim o conhecimento das árvores, e tornando-as uma das técnicas mais utilizadas na mineração de dados (BARROS *et al.*, 2013).

Os algoritmos de aprendizagem de árvores de decisão exposto na literatura são ID3 e C4.5, desenvolvidos por Quinlan (1986, 1996), sendo o Árvores de Classificação e Regressão, do inglês *Classification and Regression Trees* (CART), desenvolvido pelo grupo de estatísticos (L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen e C. Stone), são grandes referências para a criação de árvores de decisão em diversos trabalhos relacionados. (LAROSE, 2014; HAN; KAMBER; PEI, 2011; WITTEN *et al.*, 2016).

2.3 SOFTWARE GNU PARA MINERAÇÃO DE DADOS (WEKA)

O conjunto de ferramentas na linguagem Java, utilizada para mineração de dados denominada Ambiente para Análise de Conhecimento, do inglês *Waikato Environment for Knowledge Analysis* (WEKA), foi desenvolvida na Universidade de Waikato na Nova Zelândia, a mesma possui um conjunto de algoritmos de mineração e análise de dados. WEKA contém código aberto sob a licença GNU (*General Public License*) (WEKA, 2018).

Com a finalidade de investigar as técnicas de aprendizado de máquina em áreas específicas da economia neozelandesa deu-se o início do desenvolvimento da ferramenta WEKA no ano 1993, tendo sua primeira versão (v 2.1) publicada em 1996. Segundo Silva (2004), grande parte de trabalhos (teses e dissertações) de grupos de pesquisas da Universidade de Waikato são resultados dos componentes de software do WEKA

O WEKA oferece um conjunto de algoritmos e ferramentas para pré-processamento e transformação dos dados, classificação, *clustering*, regras de associação, regressão e visualização, fornece também algoritmos de validação de resultados conforme ilustrado na Figura 2.6.

Uma das principais características da ferramenta é a sua interface gráfica de fácil utilização nas aplicações, na qual pessoas que não são especialistas em mineração de dados conseguem manusear a ferramenta conforme apresentado na Figura 2.5. WEKA está disponível para diversas plataformas de computação, possuindo sempre um sistema atualizado. Novos algoritmos são adicionados à medida que são escritos na literatura. O WEKA é uma ferramenta robusta, sendo uma das mais utilizadas para o processo de mineração de dados.

Figura 2.5 – WEKA, GuiChooser

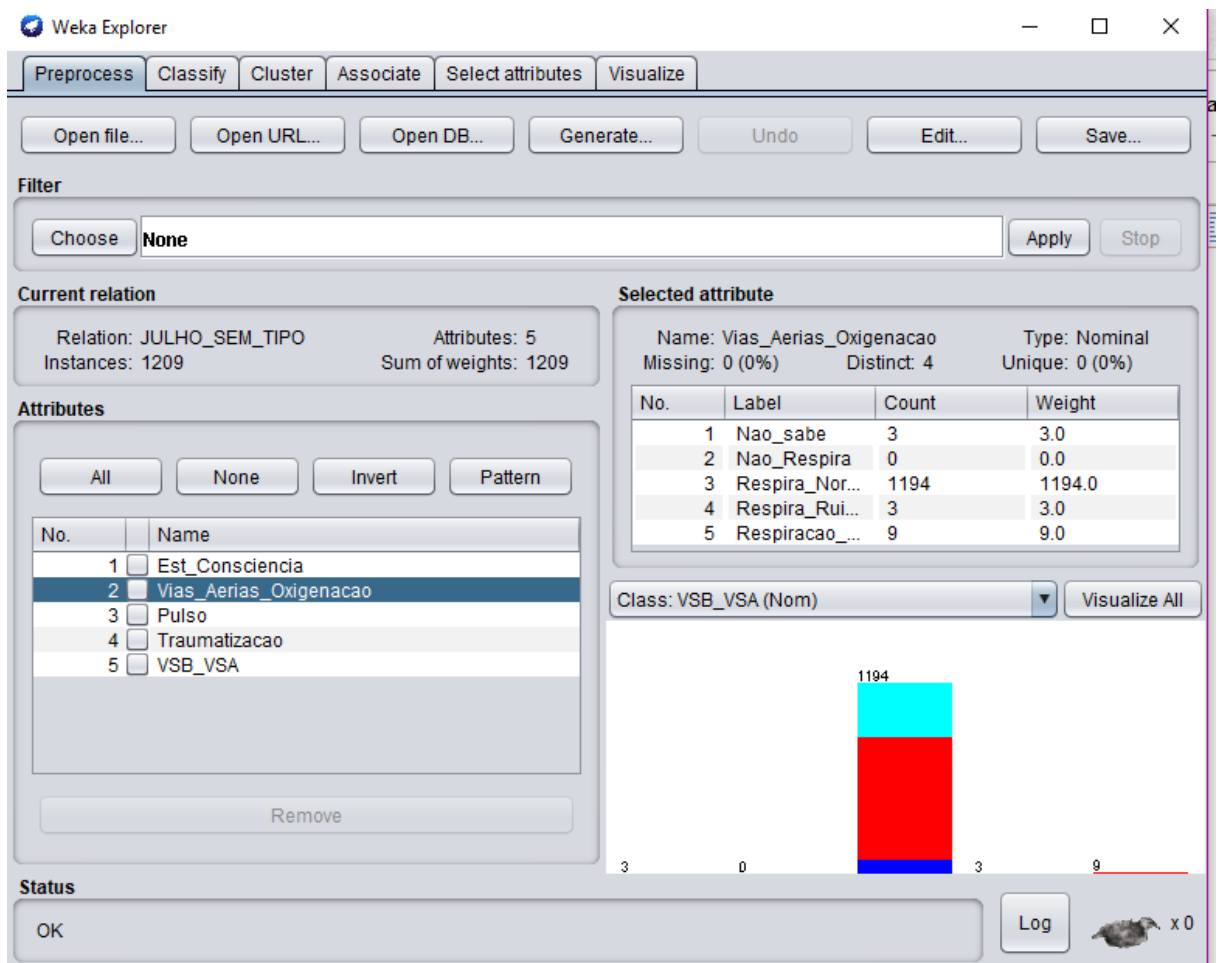


Figura 2.6 – WEKA, Pré-processamento.

Dos algoritmos de classificação disponíveis no WEKA, este trabalho emprega o J48, implementação do algoritmo C4.5, referência em abordagens de classificação

conforme citado na seção 2.2.2 deste trabalho. O J48 implementa a versão C4.5, última versão antes da versão C5.0 (comercial) (WITTEN et al., 2016).

2.3.1 Algoritmo C4.5

De forma recursiva o algoritmo C4.5 constrói uma árvore de decisão a partir de um conjunto de treinamento, utilizando o método divisão e conquista, do inglês *divide and conquer* em uma abordagem *Top-Down*.

Segundo Basgalupp (2010), o algoritmo implementado no C4.5, conhecido também como Top-Down Indução da árvore de decisão, do inglês *Induction of Decision Tree* (TDIDT), é recursivo de busca gulosa e encontra a maneira mais eficaz de dividir o conjunto de treinamento. Conjunto este que é representado pelo nó central da árvore, a raiz; logo após, seleciona-se um atributo preditivo como teste para o nó, dividindo assim os casos em subconjuntos. Permanecendo a busca até classificar todos os casos ou utilizar todos os atributos preditivos.

Os testes do C4.5 pode acontecer de três maneiras quando aplicados aos atributos. Sendo utilizados conforme o tipo do atributo (discreto ou numérico):

- “A=?”, A sendo fechado e com valores $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ – o resultado corresponde a uma aresta para cada $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$.
- “A \in DA?”, A é fechado e DA subconjunto de A – Resultando em subconjuntos dos valores de A. Sendo uma aresta assimilada como “verdadeira” (aresta esquerda), correspondente à partição de A que satisfaz o critério, e outra aresta assimilada como “falso” (aresta direita), correspondendo assim à partição de A que não satisfaz.
- “A \leq #?”, A valor numérico e # limite constante – podendo ter uma aresta para cada resultado sendo verdadeiro ou falso. Quando ordenados os valores do atributo, se identifica o limite para cada par de valores.

Um Critério de divisão, (do inglês *splitting criterion*) é usado para encontrar o atributo que determina a “melhor” maneira de dividir o conjunto de treinamento. O

método empregado no C4.5 é o *Gain Ratio*. Este Método é uma evolução do critério de divisão Ganho de Informação, do inglês *Gain Information*, aplicado ao ID3, que é seu antecessor. Baseiam-se no conceito de entropia (menor quantidade de bits necessários para representar uma classe de um determinado caso) da informação formulada por Claude Shannon.

O C4.5 é muito utilizado em literaturas por demonstrar ótimos resultados em problemas de classificação. A ferramenta de mineração WEKA disponibiliza a implementação do algoritmo C4.5, porém o mesmo denomina-se na ferramenta J48.

2.4 MINERAÇÃO DE DADOS NA ÁREA MÉDICA

A informação e o conhecimento são benefícios estratégicos e imprescindíveis na busca de maior autonomia nas ações das empresas de saúde, controle social e na tomada de decisão com prazos cada vez mais curtos. Assim a informática apresenta-se como a ciência que objetiva tratar processamento de informações, colaborando com recursos tecnológicos de armazenamento, e as manipulação de dados em grandes volumes de informações. O potencial dessa utilização tem inúmeras possibilidades e conquistas a serem alcançadas. (MARIN et al, 1990 apud GALVÃO, 2009).

A descoberta de conhecimento em bancos de dados na medicina e na saúde pública, é uma das inúmeras possibilidades do uso da informática na área da saúde. A maior parte das tarefas clínicas requer a captação de numerosos e múltiplos tipos de dados de pacientes, através de meios escritos, eletrônicos, como exemplo temos: prontuários, sistemas de informação, dados hospitalares e estatísticas. Esses meios são utilizados para fazer diagnósticos ou tomar decisões terapêuticas, havendo a necessidade de assimilação destes dados. Com isso, temos um imenso volume de dados, onde padrões importantes podem ser extraídos e aplicados a área.

De acordo com Sousa (2004), à área da saúde distinguem-se em duas formas para Mineração:

- **Administração/Gestão:** onde os sistemas manipulam os serviços oferecidos aos pacientes, como também na identificação de pacientes de risco. Os bancos de dados devem ser consistentes, obtendo assim informações estratégicas e eficiente em qualquer ambiente de aplicabilidade, tornando relevante o processo de tomada de decisão a partir da base de dados íntegra explorada.
- **Diagnóstico:** é a utilização da mineração que se dá pelo desenvolvimento de sistemas de verificação de procedimentos médicos e/ou odontológicos associados, caracterizados por serem sistemas capazes de desenvolver diagnósticos a partir de dados obtidos de exames laboratoriais.

Os dados armazenados detêm validade temporal para que sejam considerados pertinentes. As tendências temporais e os padrões dos dados clínicos adicionam circunstâncias significativas à análise estática. Criando automaticamente abstrações curtas, informativas e interpretativas de dados clínicos em tempo real e poder responder a perguntas sobre tais abstrações. Ao fornecer esta capacidade de abstração temporal, consegue-se ajudar o médico, criando aplicações de apoio à decisão automatizada (BOAZ & SHAHAR, 2005 apud FERREIRA, 2006).

A Mineração de Dados está sendo muito aplicada nas áreas de Medicina e Saúde Pública, permitindo assim identificar: I) terapias; II) fatores de causa e efeito de doenças; III) abordagens novas para os tratamentos; IV) determinar padrões, como é o caso do Ácido Desoxirribonucleico (DNA), e dos genes (FAYYAD, 1996).

Decisões médicas baseadas em dados concretos e provas, já são usados a séculos na medicina e na saúde pública. O pai da epidemiologia John Snow, utilizou representações gráficas de barras, e assim descobriu a fonte de cólera, e provou que estava sendo transmitida pelo abastecimento da água. (TUFTE, 1997). Descobrimo também que a cólera se espalhou através de uma bomba d'água específica, em Londres. Então, a Mineração de Dados na medicina pode se tornar cada vez mais útil. Mesmo se tratando de um campo relativamente novo de estudo,

a aplicação de técnicas pode resolver diversos problemas na descoberta de conhecimento no setor.

Existe argumentos que podem ser utilizados para apoiar o uso da Mineração de Dados na Medicina, beneficiando não apenas as problemáticas da saúde pública, mais também da saúde privada. A área da saúde, possui uma imensa riqueza de conhecimento para ser obtido a partir de registros informatizados. Especialistas acreditam que as descobertas médicas têm diminuído intensamente com o passar dos anos, atribuindo este fato a complexidade na obtenção de informações valiosas em meio a um número cada vez maior de dados médicos, já que a imensa quantidade de dados torna-se um processo extremamente difícil, para os seres humanos. (CHENG et al., 2006).

Ficando claro que ao aplicar-se técnicas de mineração, em dados já existentes, a partir de um conhecimento aparentemente desconhecido, em suas bases de dados, podem ser encontradas informações úteis com o propósito de salvar vidas. Em geral, é perceptível que as aplicações de Mineração de Dados podem ser utilizadas na detecção precoce de doenças, prevenção de mortes, melhoria nos diagnósticos e até mesmo fraudes na Saúde Pública.

2.5 TRABALHOS RELACIONADOS

Na literatura, vários métodos de mineração de dados têm proporcionado contribuições que auxiliam no processo de estimativas para aplicações em diversos campos da saúde. Alguns trabalhos com esse propósito foram identificados e relatados nesta seção.

Em Santos (2011) é apresentado o desenvolvimento de uma ferramenta para aplicação de algoritmos de classificação e descoberta de regras de associação na base de dados do Sistema de Informações de Agravos e Notificação (SINAN) obtendo árvores de decisão e regras de associação a respeito das ocorrências de dengue, chamado de AMAGODIS. E assim poder auxiliar os gestores da saúde na prevenção e diagnóstico de casos de dengue.

Já Campos (2016) aplicou o processo de descoberta de conhecimento em base de dados (KDD) a um banco de dados na área medica (cardiologia)

denominado de Registro *Desire*, acompanhou pacientes revascularizados unicamente por implante de *Stents* farmacológicos. Criando assim um modelo descritivo, onde classificou os pacientes quanto ao risco de ocorrência de eventos cardíacos adversos maiores e indesejáveis. Utilizando métodos de classificação por técnicas de árvores de decisão e regras de classificação. Implementando os algoritmos C4.5, Ripper e CN2. Com grande Contribuição para a medicina baseada em evidências.

Em Soares (2012) relata o trabalho de um modelo de apoio decisão aplicado ao atendimento pré-hospitalar, utilizando a Escala de Lesão Abreviada, do inglês *Abbreviated Injury Scale (AIS)*, para definir a gravidade das lesões provocadas pelos Acidentes de Trânsito (AT), assim como descrever as características dos acidentes e das suas vítimas, ocorridos em João Pessoa, Paraíba. Trata-se de uma investigação epidemiológica descritiva, seccional, a qual analisou todas as vítimas de acidentes de trânsito atendidas pelo SAMU 192, de João Pessoa-PB, em janeiro, abril e junho de 2010. Os dados foram coletados nas Fichas de Regulação Médica do SAMU 192. O modelo de apoio à decisão implementado foi a árvore de decisão que conseguiu classificar corretamente 95,98% a gravidade das lesões. Por este modelo, foi possível a extração de 29 regras de classificação da gravidade da lesão, as quais poderão ser utilizadas para o auxílio à tomada de decisão do médico regulador do SAMU 192.

Gomes *et al* (2014) descreveu o perfil dos atendimentos do Serviço de Atendimento Móvel de Urgência (SAMU) de um município da região metropolitana de Curitiba – PR, objetivando identificar atendimentos sucessivos demandados por um mesmo indivíduo e demonstrar como a Mineração de Dados permite auxiliar no apoio da tomada de decisões. Usando a técnica de descoberta de regras de associação, considerando a janela de tempo, para um conjunto de 5.839 eventos. Os resultados encontrados em 4.946 atendimentos, foram que 12 pessoas, demandando seis ou mais vezes o APH realizado pelo SAMU em um único ano.

Costa (2007) identificou padrões no banco de dados do Pronto-Socorro e Clínica Médica do Hospital Universitário de Brasília (HUB) através da aplicação de técnicas de Mineração de Dados, para auxiliar o processo de gestão do Hospital. Assim, com o estudo de caso foi possível explorar na prática e de maneira plena e

efetiva todas as etapas de um processo de Mineração de Dados. Com o estudo de caso foram elaboradas soluções práticas para situações adversas, tais como limpeza, transformação de dados, discretização de valores contínuos, entre outras.

Kuretzki (2009) proporcionou a profissionais de saúde e usuários de um sistema de protocolos eletrônicos, melhorias em relação à análise dos dados coletados, por meio da utilização de técnicas de Mineração de Dados. O resultado foi a implementação de métodos de Mineração de Dados para o Sistema Integrado de Protocolos Eletrônicos (SINPE).

Considerando os trabalhos citados, observa-se que, apesar da aplicação de técnicas e métodos distintos de mineração de dados, o conjunto dos dados de entrada varia conforme o modelo empregado, o período do ano e estação de coleta dos dados. Contudo, a definição apropriada desse conjunto, seja por métodos de correlação ou combinações pré-definidas, exerce um papel relevante para o desempenho dos modelos. Além disso, também sugerem a validação do modelo por meio de algumas métricas estatísticas.

3. MINERAÇÃO DE DADOS SAMU- MOSSORÓ: DETERMINAÇÕES DE PADRÕES PARA PREENCHIMENTO DE FICHAS DE ATENDIMENTO E TOMADA DE DECISÃO.

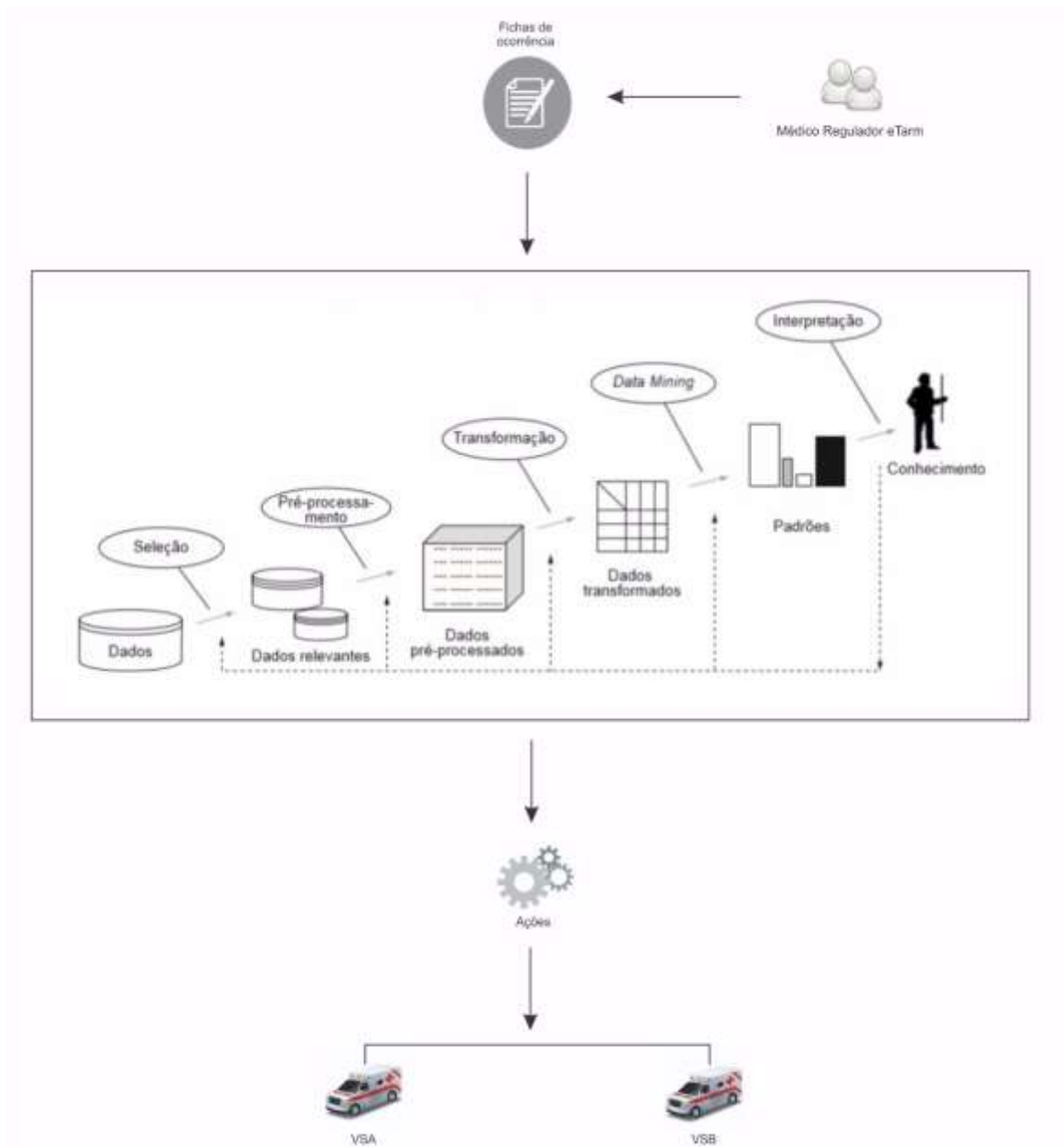
Este trabalho faz parte de algo maior, onde a abordagem desenvolvida apresenta um modelo padronizado de formulário de atendimento eficiente e confiável (Apêndice A), com objetivo de auxiliar e ser implementado no desenvolvimento do **SOS Móvel Socorrista: Sistema para Auxiliar Equipe Médica de Emergência no Atendimento Pré-Hospitalar**, sendo desenvolvido por José Erico Gomes da Silva, discente de mestrado do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPgCC), de associação ampla entre a Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN) e a Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA).

O SAMU tem o propósito de prestar o atendimento pré-hospitalar as vítimas de diversos tipos de incidentes, sendo um projeto do Ministério da Saúde em parceria com a Secretaria Estadual de Saúde do Rio Grande do Norte (SESAP), e foi implantado em 2006. Sua base principal está localizada às margens da BR 304, no município de Macaíba, na região metropolitana de Natal.

Dentre as estações disponíveis, a base de dados selecionada teve seus dados coletados na estação de Mossoró, Rio Grande do Norte. O período dos dados é de julho de 2017 a setembro de 2017, e estão disponíveis em formato de planilha de acordo com o mês de coleta. A coleta dos dados se deu presencialmente, onde toda a pesquisa e estudos foram acompanhados pelos médicos reguladores, especialistas no APH

A metodologia utilizada no desenvolvimento deste trabalho divide-se em etapas iterativas e interativas e está ilustrada na Figura 3.1.

Figura 3.1 – Metodologia do trabalho



Fonte: Autoria própria.

3.1 LEVANTAMENTO DOS DADOS (SELEÇÃO)

Os dados utilizados durante o desenvolvimento deste trabalho foram adquiridos através da base de dados do Serviço de Atendimento Móvel de Urgência (SAMU). O SAMU é um serviço pré-hospitalar que tem relação direta com

a vida das vítimas. Os dados do SAMU provêm da sua central de regulação as quais registram todos os seus atendimentos diários.

Vale ressaltar que a base de atendimento do SAMU foi procurada em busca do apoio de especialistas para maior entendimento do comportamento dinâmico dos seus tipos de atendimento. Onde um termo de sigilo (ANEXO B) foi redigido e assinado pelo ocupante do cargo de diretor da instituição, declarando assim o conhecimento da pesquisa, como também a colaboração para o desenvolvimento da mesma.

Os dados disponibilizados pela central de atendimento SAMU passam por um processo de triagem cujo objetivo é a identificação de dados inconsistentes. Onde dados para cada variável são verificados, e se inconsistentes são feitas as correções necessárias, e assim validados e armazenadas em arquivos de acordo com dia/mês/ano do atendimento.

3.2 PRÉ-PROCESSAMENTO E TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS

O Pré-Processamento e a Transformação dos dados são as etapas onde se consome maior parte do tempo no processo de KDD, sendo de extrema importância para se extrair bons resultados na classificação dos dados.

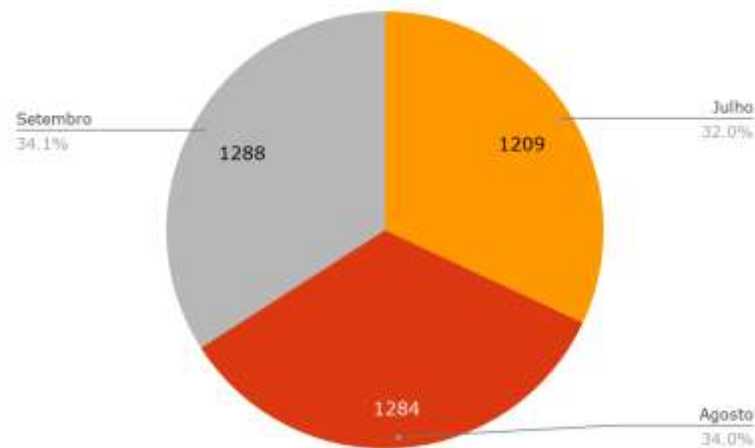
Os dados da rede SAMU foram coletados através de fichas impressas, que são preenchidas manualmente de acordo com a comunicação do solicitante com a atendente, bem como, do processo de regulação realizado pelo médico. Todas as informações contidas nas fichas, por exemplo nome da vítima, nome do solicitante, endereço, telefone, tipo de incidente, respiração? pulsação? entre outros, são dados relatados por terceiros ou pela própria vítima que busca o socorro.

As fichas do SAMU seguem um padrão de regularização, onde campos específicos são preenchidos no menor intervalo de tempo possível, e através dos dados coletados, o médico regulador deve definir brevemente o atendimento adequado para a situação, proporcionando assim maiores condições de recuperação para a vítima em questão. Após a coleta destes dados, eles são

validados conforme citado na seção 3.1, através da central de regularização, onde agentes reguladores analisam os dados extraídos das fichas de atendimento, e faz as correções necessárias quando preciso.

O Pré-Processamento dos dados se deu em analisar todos os dados extraídos. Com a extração se obteve 1209 atendimentos no mês de julho, 1284 do mês de agosto e 1288 referente ao mês de setembro, ambos do ano de 2017 todos dados de atendimentos da estação do SAMU - Mossoró. (Figura 3.2)

Figura 3.2 - Quantidade Casos Totais (Extração)



Fonte: Autoria própria.

O próximo passo foi a limpeza destes dados, necessária em campos incompletos, ruidosos e inconsistentes. Pode-se constatar que muitos dos dados apresentaram estes problemas citados acima, principalmente incompletos (Figuras 3.3; 3.4 e 3.5), onde os campos dos gráficos, são os dados incompletos nas fichas de atendimento.

Figura 3.3 – Gráfico do mês de Julho referente aos dados em branco



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.4 – Gráfico do mês de Agosto referente aos dados em branco



Fonte: Autoria própria.

Figura 3.5- Gráfico do mês de Setembro referente aos dados em branco



Fonte: Autoria própria.

Após a constatação de que os campos brancos predominavam, a base do SAMU-Mossoró foi contactada, e questionada conforme os dados levantados. Os Médicos reguladores afirmaram com total responsabilidade, que são ocasionados pelo pouco tempo disponível para atendimento e tomada de decisão, sendo que os campos em brancos estão uniformizados, não havendo alteração em relação a vítima, e campos não preenchidos para ganho de tempo em começar o APH. Descobrimos assim o padrão da normalização das fichas de atendimentos, mediante a seus campos brancos.

Levando ao desenvolvimento de um formulário de atendimento (se encontra em apêndice A deste trabalho) padrão com base nos dados coletados, entrevistas e conversas realizadas com os médicos reguladores. O formulário passou por análises, revisões dos Médicos Reguladores, chegando a seu modelo final com total aprovações dos mesmos, sendo direcionado para a Central de Atendimento do SAMU-Mossoró, e brevemente será implementado pelo discente José Erico em seu desenvolvimento web SOS Móvel Socorrista: Sistema para Auxiliar Equipe Médica de Emergência no Atendimento Pré-Hospitalar.

3.3 DEFINIÇÃO DOS ATRIBUTOS (DATA MINING) e CLASSIFICAÇÃO

A Definição dos Atributos consiste na seleção do subconjunto de variáveis consideradas relevantes para o domínio do problema. Diversos subconjuntos são treinados e testados com intuito de encontrar aquele(s) que proporciona(m) resultados mais precisos na estimativa do tipo de suporte ideal que deve ser enviado ao local do incidente.

Dentre os conjuntos de variáveis das fichas de atendimento coletadas dos dados da central de Mossoró, as variáveis apresentadas na Tabela 3.1 foram selecionadas como candidatas para a definição do tipo de suporte enviado.

Tabela 3.1– Variáveis candidatas a predição

Variável	Descrição	Tipo
<i>Est_consciencia</i>	Estado de Consciência da vítima: normal, confuso, inconsciente, convulsionou, relaxou esfíncteres, não sabe	Dados coletados
<i>Vias_aéreas_oxigenação</i>	Vias Aéreas e oxigenação: Respira Normalmente, Não Respira, Respira Ruidoso, Respiração alterada, Não Sabe	Dados coletados
<i>Pulso</i>	Pulso: Sim, Não, Rápido, Lento, Morte Aparente, Não Sabe	Dados coletados
<i>Traumatização</i>	Traumatização: Sangramento Visível, Deformidade Corporal, Queimadura, Encarceramento, Confinamento, Não Sabe	Dados coletados
<i>Gravidade_presumida</i>	Gravidade Presumida: Ileso, Indeterminada, Média, Pequena, Severa	Dados coletados

Vsb_Vsa	VSB: Unidades de Suporte Básico VSA: Unidades de Suporte Avançado	Dados coletados
---------	--	-----------------

Fonte: Autoria própria.

Na etapa de Classificação, as variáveis selecionadas (Tabela 3.1) têm seus respectivos valores submetidos ao algoritmo de Classificação J48 da ferramenta WEKA.

Os experimentos foram realizados com toda a base de dados coletada, de modo que seus resultados foram avaliados de acordo com os meses separadamente. A maior parte dos experimentos se deu na relação entre a classe objetivo, tipo de suporte enviado (VSB_VSA) e todas as variáveis candidatas a preditores (Est_consciencia, Vias_aéreas_oxigenação, Pulso, Traumatização, Gravidade_presumida) para a base de dados, podendo classificar assim um novo tipo de suporte a ser enviado de forma correta.

Durante os experimentos, todas as variáveis foram avaliadas individualmente e agrupadas na tentativa de entender a relação entre elas e como se dá a definição do tipo de suporte enviado, baseado nos dados extraídos.

3.4 AVALIAÇÃO DO MODELO

Para a Avaliação do desempenho do modelo de Classificação usou-se como parâmetro etapas iterativas do processo de KDD. Com isto, o método validação cruzada (*cross-validation*) com k partições, foi empregado para avaliar o modelo para a predição do tipo de suporte necessário para os tipos de atendimento.

Os dados foram divididos randomicamente em k subconjuntos (*folds*) mutuamente exclusivos com tamanhos aproximadamente iguais. Logo em seguida, começa k iterações de treinamento onde os testes são realizados, de modo que enquanto uma partição é testada as demais são treinadas. Sendo que todas as partições são treinadas e testadas. O número k de partições é definido manualmente na ferramenta WEKA e a estimativa do erro é a média dos erros obtidos em k iterações. Segundo Witten *et al.* (2016) e Han, Kamber, e Pei (2011), 10 partições

(k=10) é uma boa maneira para obter a melhor estimativa de erros. Este trabalho adotou 10 partições em todos os seus experimentos.

Os valores dos atributos selecionados foram discretizados em atributos nominais. Com a definição da acurácia do modelo, onde a proximidade entre o valor medido e o valor obtido experimentalmente, define-se pela exatidão do algoritmo J48 em relação ao número de instâncias classificadas corretamente e o número total de instâncias, retornando seus valores em porcentagem (%) como mostra a Equação:

$$\text{Acurácia} = 100 \times \frac{\text{n}^{\circ} \text{ de instâncias corretamente classificadas}}{\text{n}^{\circ} \text{ total de instâncias}}$$

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste Capítulo serão apresentados e discutidos os resultados obtidos de modo geral, sendo utilizado o algoritmo J48 da ferramenta WEKA para a predição do tipo de suporte adequado para o APH, sendo ele básico ou avançado.

Primeiramente, as variáveis candidatas a preditores foram avaliadas individualmente, para se entender a influência que exercem sobre o tipo de suporte definido, como também analisar a correlação entre elas. A Tabela 4.1 apresenta os resultados dos modelos para a estimativa do tipo de suporte, seja básico ou avançado, quando utilizado somente uma variável de entrada.

Tabela 4.1 – Resultados dos modelos para estimativa do tipo de suporte com uma variável de entrada

Variável de Entrada	Acurácia (%)
<i>Est_consciencia</i>	96
<i>Vias_aéreas_oxigenação</i>	98
<i>Pulso</i>	99
<i>Traumatização</i>	93
<i>Gravidade_presumida</i>	94

Fonte: Autoria própria.

De acordo com os resultados dos modelos vistos nas Tabela 4.1 a variável que exerce maior influência para a estimativa do tipo de suporte é o Pulso (pulso) com 99% de acurácia. É extremamente notável o quanto os atributos preditores demonstram influencia individualmente, e a importância dos mesmo para definição do suporte a ser enviado para o atendimento.

Após a avaliação individual das variáveis, vários experimentos foram realizados de modo que as variáveis foram combinadas entre si.

A Tabela 4.3 demonstra os resultados dos modelos para a estimativa do tipo de suporte a ser enviado, utilizando algumas variáveis de entrada.

Tabela 4.3 – Resultados dos modelos para estimativa do tipo de suporte com algumas variáveis de entrada.

Variável de Entrada	Acurácia (%)
Est_consciencia , Vias_aéreas_oxigenação, Pulso, Traumatização, Gravidade_presumida	94
Est_consciencia , Vias_aéreas_oxigenação	97
Vias_aéreas_oxigenação, Pulso	98
Pulso, Traumatização, Gravidade_presumida	95
Pulso, Gravidade_presumida	96
Est_consciencia , Gravidade_presumida	95
Est_consciencia , Pulso, Gravidade_presumida	96
Vias_aéreas_oxigenação, Traumatização, Gravidade_presumida	95

Fonte: Autoria própria.

No modelo acima o resultado obtido utilizando todas as variáveis candidatas obteve 94% de acurácia. No entanto, com menos variáveis de entrada, outros dois modelos tiveram mais destaques que foi a combinação das variáveis (Vias_aéreas_oxigenação, Pulso) com 98 % de acurácia, como também a combinação de (Est_consciencia, Vias_aéreas_oxigenação) mostrando 97 % de acurácia. Então com apenas duas informações o médico regulador pode realizar a tomada de decisão, e ser enviado o suporte, definindo assim de maneira mais eficiente qual suporte é ideal para o incidente, seja o suporte básico ou suporte avançado.

Pode-se então concluir com os experimentos, que as variáveis preditores tem influência total para a decisão do Médico Regulador, em decidir qual o suporte adequado, podendo ser básico ou avançado, as informações das variáveis são cruciais, e com o padrão adequado a um sistema computacional inteligente que pode ser desenvolvido, o próprio sistema poderá classificar o atendimento, com poucas informações submetidas pelo Médico regulador, e ter sucesso nas suas decisões. Com isso, haverá ganho de tempo, sendo crucial no processo de salvar vidas. Vítimas terão segundos, minutos, que com certeza fazem toda a diferença para a vida humana.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O SAMU é uma área de urgência e emergência que atua em todo território nacional brasileiro, sendo utilizado diariamente por cidadãos, com isso os profissionais da saúde devem buscar novas formas de atuação, almejando assim melhorias no serviço de APH. Ganhando assim destaque as tecnologias, e objetivando agregar serviços e ferramentas que agilizem o envio do socorro emergencial para indivíduos em situações de risco.

O esforço que foi demandado nas etapas de Pré-processamento, Transformação dos Dados e Definição dos Atributos aplicados neste trabalho evidencia que a qualidade dos dados disponíveis muitas vezes é um fator que dificulta o desenvolvimento de pesquisas científicas na área médica.

A busca por padrões teve como objetivo auxiliar na tomada de decisão do médico regulador, como também dá suporte ao projeto SOS Móvel Socorrista: Sistema para Auxiliar Equipe Médica de Emergência no Atendimento Pré-Hospitalar. Vale ressaltar que o formulário citado e desenvolvido neste trabalho, foi implementado na ferramenta WEB do SOS Móvel Socorrista.

Os modelos de estimativa do tipo de atendimento para os dados válidos do ano de 2017, da Estação SAMU-Mossoró, mostraram-se satisfatoriamente avaliados através do método validação cruzada com 10 partições. Ambos os modelos utilizaram, inicialmente 6 variáveis de entrada e depois variáveis combinadas estrategicamente. Ressalta-se que todos os objetivos propostos por esse trabalho foram alcançados, onde a análise das variáveis de entrada mostrou-se uma abordagem adequada para o domínio do problema, e apresentou resultados significativos durante a classificação (acima de 90%) e a redução de variáveis de entrada para o modelo demonstrou redução do custo computacional.

Como perspectivas de trabalhos futuros, pretende-se a utilização de outras técnicas de classificação vistas na literatura, como redes neurais artificiais e outras ferramentas de Mineração que são bastante aplicadas nesse domínio, as quais também estão disponíveis na ferramenta WEKA, visando um modelo que

proporcione o melhor desempenho, tendo em vista os resultados e o custo computacional cada vez mais satisfatório.

REFERÊNCIAS

- BARROS, R. C. et al. Automatic Design of Decision-Tree Algorithms with Evolutionary Algorithms. **Evolutionary Computation**, MIT Press Journals, v. 21, n. 4, p. 659-684, Nov. 2013.
- CAMPOS, N.C.M. **Análise inteligente de dados em um banco de dados de procedimentos em cardiologia**. Tese (Doutorado em Ciências) – Instituto Dante Pazzanese de Cardiologia, São Paulo, 2016.
- CHENG, T.H., WEI, C.P., TSENG, V.S. Feature Selection for Medical Data Mining: **Comparisons of Expert Judgment and Automatic Approaches**. Proceedings of the 19th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'06). 2006.
- COSTA, Rodrigo Bernardes Ribeiro. **Aplicação do Processo de Mineração de Dados para Auxílio à Gestão do Pronto-Socorro de Clínica Médica do Hospital Universitário de Brasília**. Brasília: UnB. 2007.
- DAMASCENO, Marcelo. **Introdução a Mineração de Dados Utilizando o WEKA**. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte/Campus Macau. Macau-RN. 2010.
- FAYYAD, U.; PIATETSKY-SHAPIRO, G.; SMYTH, P. From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases: an overview. **American Association for Artificial Intelligence**, Menlo Park, USA, v. 17, n. 3, p. 37-54, 1996. Disponível em: <<http://www.csd.uwo.ca/faculty/ling/cs435/fayyad.pdf>>. Acesso em: 2 abr. 2018.
- FERREIRA, Carlos et al. **O data mining na compreensão do fenômeno da dor: uma proposta de aplicação**. Universidade do Minho, Portugal. 2006. Disponível em <<https://repositorium.sdum.uminho.pt/handle/1822/5577>>. Acesso em 15 abr. 2018.
- GALVÃO, Noemi Dreyer; MARIN, Heimar de Fátima. **Técnica de Mineração de Dados: uma revisão da literatura**. Acta paul. enferm., São Paulo, v. 22, n. 5, Out. 2009. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S010321002009000500014&lng=pt&nrm=iso&tlng=pt>. Acesso em: 3 abr. 2018
- GOMES, D. C.; CARVALHO, D. R.; CUBAS, M. R; et al. **Mineração de Dados no Serviço de Atendimento de Urgências**. Journal of Health Informatics, v. 6, n. 4, 2014. Disponível em: <<http://www.jhi-sbis.saude.ws/ojs-jhi/index.php/jhi-sbis/article/view/302>>. Acesso em: 8 mai. 2018.
- HAN, J.; PEI, J.; KAMBER, M. **Data mining: concepts and techniques**. 3rd ed. Waltham, USA: Elsevier, 2011. 703 p. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?hl=ptBR&lr=&id=pQws07tdpjoC&oi=fnd&pg=PP1&dq=data+mining+concepts+and+techniques&ots=tyLvZWqy1W&sig=np->>

Gig64bo5ljkBh8wcfM6DU#v=onepage&q=data%20mining%20concepts%20and%20techniques&f=false>. Acesso em: 2 abr. 2018.

KELAREV, Andrei V.; YI, Xun; CUI, Hui; et al. **A survey of state-of-the-art methods for securing medical databases**. *medicalScience* 2018, Vol. 5, Pages 1-22, 2017. Disponível em: <<http://www.aimspress.com/article/10.3934/medsci.2018.1.1>>. Acesso em: 7 jun. 2018.

KURETZKI Carlos Henrique. **Técnicas de Mineração de Dados aplicadas em bases de dados da saúde a partir de protocolos eletrônicos**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Setor de Ciências Sociais Aplicadas. 2009.

LAROSE, D. T. **Discovering knowledge in data: an introduction to data mining**. 2nd ed. New Jersey, USA: IEEE, 2014. 316 p. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?hl=ptBR&lr=&id=UGu8AwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT22&dq=DISCOVERING+KNOWLEDGE+IN+DATA+An+Introduction+to+Data+Mining&ots=zruRkcPJAN&sig=mVHUx2ymJvGHuV3rSLkiw2UNvHc#v=onepage&q=DISCOVERING%20KNOWLEDGE%20IN%20DATA%20An%20Introductio>>. Acesso em: 8 abr. 2018.

LOBO, Fernando; RAMOS, Célia. **Descoberta de Conhecimentos em Base de Dados**. Disponível em: <http://www.academia.edu/1501519/Descoberta_de_Conhecimentos_em_Base_de_Dados>. Acesso em: 7 jun. 2018.

MAIMON, O.; ROKACH, L. (Ed.). **Data Mining and Knowledge Discovery Handbook**. 2nd ed. New York, USA: Springer, 2010. 1306 p. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=alHIsT6LBI0C&printsec=frontcover#v=onepage&q&f=false>> Acesso em: 8 mar. 2018.

QUINLAN, J. R. Improved use of continuous attributes in C4. 5. **Journal of Artificial Intelligence Research**, v.4, p. 77-90, 1996. Disponível em: <<http://www.jair.org/papers/paper279.html>> Acesso em: 8 mar. 2018.

QUINLAN, J. R. Induction of decision trees. **Machine learning**, Boston, Springer, v.1, n.1, p. 81-106, mar 1986. Disponível em: <<https://link.springer.com/article/10.1023/A:1022643204877>> Acesso em: 10 mar. 2018.

SAMU. O Serviço de Atendimento Móvel de Urgência. Disponível em: <<http://portalms.saude.gov.br/acoes-e-programas/samu>> Acesso em: 1 abr. 2018

SANTOS, M. S. N., Costa, J. C. (2011), AMAGODIS: **Algoritmos de Mineração para Apoio à Gerência de Ocorrências de Dengue a partir de Informações presentes na base dados do SINAN**. Encontro Anual de Computação, Universidade Federal de Goiás. p. 1- 8 Disponível em:<

http://www.enacomp.com.br/2011/anais/trabalhos-aprovados/pdf/enacomp2011_submission_55.pdf> Acesso em: 18 abr. 2018

SHARMA, R.; SINGH, S. N.; KHATRI, S. **Medical Data Mining Using Different Classification and Clustering Techniques: A Critical Survey.** In: 2016 Second International Conference on Computational Intelligence Communication Technology (CICT). [s.l.: s.n.], 2016, p. 687–691.

SHULKA, D. P., PATEL, S. B. P & SEN, A. K "A literature review in health informatics using data mining techniques." Int. J. Softw. Hardware Res. Eng. IJOURNALS (2014).

SILVA, M. P. S. Mineração de dados: Conceitos, aplicações e experimentos com weka. **Sociedade Brasileira de Computação.** 2004.

SOARES, R. A. S. **Modelo de suporte à decisão aplicado ao atendimento das vítimas de acidentes de trânsito na cidade de João Pessoa.** Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2012.

TUFTE, E. **Visual Explanations. Images and Quantities, Evidence and Narrative.** Connecticut: Graphics Press. 1997.

WEKA. Waikato Environment for Knowledge Analysis. **Weka 3: Data Mining Software in Java.** Disponível em: <<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>> Acesso em: 4 mar. 2018.

WITTEN, I. H. et al. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques.** 4th ed. Cambridge, USA: Charlotte Kent, 2016. 621 p. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?hl=ptBR&lr=&id=1SylCgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=Data+Mining_+Practical+Machine+Learning+Tools+and+TechniquesMorgan+Kaufmann&ots=8HHNrioBze&sig=FvBaPoP7JJGsF62DdHICjGXIQg#v=onepage&q=Data%20Mining_%20Practical%20Machine%20>. Acesso em: 20 abr. 2018.

APÊNDICE A – FORMULÁRIO DE ATENDIMENTO PRÉ-HOSPITALAR

SOCORRO	TIPO	QUEIXA DO SOLICITANTE
	<input type="checkbox"/> 1 PSIQUIÁTRICO	
	<input type="checkbox"/> 2 TRAUMÁTICO	
	<input type="checkbox"/> 3 CASO CLÍNICO	
	<input type="checkbox"/> 4 OBSTÉTRICO	

1. PSIQUIÁTRICO: Qual o tipo de atendimento?

1.1 Socorro Surto

1.2 Transporte

1.1 Casos de patologias Psiquiátrico: Socorro Surto

Idade e sexo	Já Faz tratamento?	Toma medicação?	Primeiro Surto?	A vítima está em Via pública?	A vítima está em Domicílio?	Como se encontra a vítima?
<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Público <input type="checkbox"/> Privado	<input type="checkbox"/> Controlada <input type="checkbox"/> Descontrolada
Vítima está Agressiva?	Sintomas Associados	Antecedentes e fatores de risco:	Possui algum ferimento visível?	Conduta inicial: (o que já foi realizado)		

<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Confusão Mental <input type="checkbox"/> Delírio <input type="checkbox"/> Alucinações <input type="checkbox"/> Distúrbio de Comportamento	<input type="checkbox"/> Álcool <input type="checkbox"/> Toxicomania <input type="checkbox"/> Hiperatividade <input type="checkbox"/> Distúrbios Metabólicos <input type="checkbox"/> Ideia de Suicídio	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Local? <input type="checkbox"/> Não	
--	---	---	---	--

Observações:

1.2 Casos de patologias Psiquiátrico: Transporte

Idade e sexo;	Motivo do Transporte?
<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M	<input type="checkbox"/> Exames <input type="checkbox"/> Internação <input type="checkbox"/> Outros

Observações:

SOCORRO	TIPO	QUEIXA DO SOLICITANTE
	<input type="checkbox"/> 1 PSIQUIÁTRICO	
	<input type="checkbox"/> 2 TRAUMÁTICO	
	<input type="checkbox"/> 3 CASO CLÍNICO	
	<input type="checkbox"/> 4 OBSTÉTRICO	

2. TRAUMÁTICO: Qual o tipo de acidente?

2.1 Trânsito

2.2 Quedas

2.3 Agressões interpessoais

2.4 Trabalho(queimaduras)

2.5 Desabamento/Soterramento

2.6 Ferimentos por arma branca/ferimentos por arma de fogo

2.7 Outros traumatismos

2.1 Casos de patologias Traumáticas: Acidente de Trânsito

Local	Usava Equipamentos de segurança?	Idade e sexo;	Vítima se move?	Está acordado?	Está Falando?	Como respira?
<input type="checkbox"/> Br <input type="checkbox"/> Cidade	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Normalmente <input type="checkbox"/> Não Respira <input type="checkbox"/> Respira Ruidoso <input type="checkbox"/> Respiração alterada <input type="checkbox"/> Não sabe
Tem Sangramento?	Lesões Principais	Presença nas ferragens?	Ejetada do veículo?	Morte de algum ocupante?	Tempo decorrido entre o acidente e o chamado	
<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não <input type="checkbox"/> Não Sabe		<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não		

Observações:

2.2 Casos de patologias Traumáticas: Quedas

Tipo de queda?	Idade e sexo;	Número de vítimas?	Gravidade?	Mecanismo de trauma?	Ele se move?	Está acordado?
<input type="checkbox"/> Do mesmo nível <input type="checkbox"/> De nível diferente	<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M		<input type="checkbox"/> Ileso <input type="checkbox"/> Pequena <input type="checkbox"/> Média <input type="checkbox"/> Severa <input type="checkbox"/> Morte <input type="checkbox"/> Indeterminada		<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não
Está falando?	Como respira?	Tem Sangramento?	Lesões Principais			
<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Normalmente <input type="checkbox"/> Não Respira <input type="checkbox"/> Respira Ruidoso <input type="checkbox"/> Respiração alterada <input type="checkbox"/> Não sabe	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não <input type="checkbox"/> Não Sabe				

Observações:

2.3 Casos de patologias Traumáticas: Agressões Interpessoais

Houve Briga?	Idade e sexo;	Número de vítimas?	Gravidade?	Mecanismo de trauma?	Ele se move?	Está acordado?
<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M		<input type="checkbox"/> Ileso <input type="checkbox"/> Pequena <input type="checkbox"/> Média <input type="checkbox"/> Severa <input type="checkbox"/> Morte <input type="checkbox"/> Indeterminada		<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não
Está falando?	Como respira?	Tem Sangramento?	Agressão com socos?	Qual foi o instrumento?	Agressor ainda no local da ocorrência?	
<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Normalmente <input type="checkbox"/> Não Respira <input type="checkbox"/> Respira Ruidoso <input type="checkbox"/> Respiração alterada	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não <input type="checkbox"/> Não Sabe	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não		<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não <input type="checkbox"/> Não Sabe	

	<input type="checkbox"/> Não sabe				
--	-----------------------------------	--	--	--	--

Observações:

--

2.4 Casos de patologias Traumáticas: Queimaduras

Tipo de agente causador?	Idade e sexo;	Número de vítimas?	Gravidade ?	Está acordado?	Está falando?	Como respira?
<input type="checkbox"/> Calor <input type="checkbox"/> Eletricidade <input type="checkbox"/> Substâncias Químicas	<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M		<input type="checkbox"/> Illeso <input type="checkbox"/> Pequena <input type="checkbox"/> Média <input type="checkbox"/> Severa <input type="checkbox"/> Morte <input type="checkbox"/> Indeterminada	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Normalmente <input type="checkbox"/> Não Respira <input type="checkbox"/> Respira Ruidoso <input type="checkbox"/> Respiração alterada <input type="checkbox"/> Não sabe
Tem Sangramento?	Regiões do corpo atingidas?	Atingiu a face?	Aspirou fumaça?	Tempo decorrido entre o acidente e o chamado		

<input type="checkbox"/> Sim		<input type="checkbox"/> Sim	<input type="checkbox"/> Sim	
<input type="checkbox"/> Não		<input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Não	
<input type="checkbox"/> Não Sabe				

Observações:

2.5 Casos de patologias Traumáticas: Desabamento/Soterramento

Tipo de material precipitado sobre a vítima?	Idade e sexo;	Quantidade aproximada?	Descrição da situação?
	<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M		

Observações:

2.6 Casos de patologias Traumáticas: Ferimentos por arma branca/ferimentos por arma de fogo

Você está no local?	Idade e sexo;	Qual o tipo de arma?	Número de vítimas?	Gravidade?	Ele se move?	Está acordado?
<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M			<input type="checkbox"/> Ileso <input type="checkbox"/> Pequena <input type="checkbox"/> Média <input type="checkbox"/> Severa <input type="checkbox"/> Morte <input type="checkbox"/> Indeterminada	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não
Está falando?	Como respira?	Presença de mais de um ferimento?	Agressor ainda no local da ocorrência?			
<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Normalmente <input type="checkbox"/> Não Respira <input type="checkbox"/> Respira Ruidoso <input type="checkbox"/> Respiração alterada <input type="checkbox"/> Não sabe	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não <input type="checkbox"/> Não Sabe			

Observações:

2.7 Casos de patologias traumáticas: Outros traumatismos

Tipo de Traumatismo?

Observações:

SOCORRO	TIPO	QUEIXA DO SOLICITANTE
	<input type="checkbox"/> 1 PSIQUIÁTRICO	
	<input type="checkbox"/> 2 TRAUMÁTICO	
	<input type="checkbox"/> 3 CASO CLÍNICO	
	<input type="checkbox"/> 4 OBSTÉTRICO	

3. Caso Clínico: Qual o tipo de atendimento?

3.1 Socorro

3.2 Transporte

3.1 Casos de patologias Caso Clínico: Socorro

Idade e sexo;	Antecedentes? (Tratamentos e Hospitalizações)	Estado geral da vítima?	Nível de consciência?	Respiração?	Cor da vítima?	Dores ?
<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M		<input type="checkbox"/> Bom <input type="checkbox"/> Regular <input type="checkbox"/> Mal	<input type="checkbox"/> Normal <input type="checkbox"/> Confuso <input type="checkbox"/> Inconsciente <input type="checkbox"/> Convulsionou <input type="checkbox"/> Não sabe	<input type="checkbox"/> Facilidade <input type="checkbox"/> Dificuldade <input type="checkbox"/> Ausência <input type="checkbox"/> Ruídos	<input type="checkbox"/> Cianose <input type="checkbox"/> Palidez	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não
Modo de aparecimento da dor?	Intensidade	Fatores desencadeantes e concomitantes da dor				
<input type="checkbox"/> Súbito <input type="checkbox"/> Gradual	<input type="checkbox"/> Forte <input type="checkbox"/> Fraco <input type="checkbox"/> Moderado					

Observações:

3.2 Casos de patologias Caso Clínico: Transporte

Idade e sexo;	Remoções simples?	Gravidade	Necessidade de tratamento cirúrgico?	Diagnostico e motivo da transferência
<input type="text"/> <input type="checkbox"/> F <input type="checkbox"/> M	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Pequena <input type="checkbox"/> Média <input type="checkbox"/> Severa	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	

Observações:

SOCORRO	TIPO	QUEIXA DO SOLICITANTE
	<input type="checkbox"/> 1 PSIQUIÁTRICO	
	<input type="checkbox"/> 2 TRAUMÁTICO	
	<input type="checkbox"/> 3 CASO CLÍNICO	
	<input type="checkbox"/> 4 OBSTÉTRICO	

4. Obstétrico: tipo de atendimento?4.1 Socorro4.2 Transporte**4.1 Casos de patologias Obstétrico: Socorro**

Idade	Início da dor?	Fez pré-natal?	Antecedentes?	Intensidade da dor	Perda de Sangue/Dor/ Intensidade	Perda de líquido?
	<input type="checkbox"/> Hoje <input type="checkbox"/> Dias atrás <input type="checkbox"/> Semanas/Meses	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> HAS - Hipertensão <input type="checkbox"/> Arterial sistêmica <input type="checkbox"/> Diabetes <input type="checkbox"/> Convulsionou <input type="checkbox"/> Não sabe	<input type="checkbox"/> Forte <input type="checkbox"/> Fraco <input type="checkbox"/> Moderado		<input type="checkbox"/> Claro-com grumos <input type="checkbox"/> Claro-sem grumos <input type="checkbox"/> Amarelado <input type="checkbox"/> Esverdeado

Observações:**4.2 Casos de patologias Obstétrico: Transporte**

Idade	Remoções simples?	Gravidade	Necessidade de tratamento cirúrgico?	Diagnostico e motivo da transferência
	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	<input type="checkbox"/> Pequena <input type="checkbox"/> Média <input type="checkbox"/> Severa	<input type="checkbox"/> Sim <input type="checkbox"/> Não	

Observações:

ANEXO A – FICHA DE ATENDIMENTO (SAMU)

CHAMADO		Nº		DATA		HORA																	
		MÉDICO(A) REGULADOR(A) DR(A)				TARM																	
MOTIVO:		1º SOCORRO	2º TRANSPORTE	3º INFORMAÇÕES		4º OUTROS (regulamento em observações finais)																	
SOLICITANTE:						TELEFONE:																	
PACIENTE		NOME COMPLETO:																					
		ENDEREÇO ONDE SE ENCONTRA O PACIENTE (RUA , Nº, AP, BAIRRO, PONTO DE REFERÊNCIA)																					
SOCORRO	TIPO	QUEIXA DO SOLICITANTE																					
	<input type="checkbox"/> PSIQUIÁTRICO																						
	<input type="checkbox"/> TRAUMÁTICO																						
	<input type="checkbox"/> CASO CLÍNICO																						
<input type="checkbox"/> OBSTÉTRICO																							
AVALIAÇÃO DO PACIENTE	MÉDICO REGULADOR - TELEFONE	ESTADO DE CONSCIÊNCIA?	VIAS AÉREAS E OXIGENAÇÃO?	TEM PULSO?	TRAUMATIZAÇÃO?																		
		<input type="checkbox"/> NORMAL <input type="checkbox"/> CONFUSO <input type="checkbox"/> INCONSCIENTE <input type="checkbox"/> CONVULSIONOU <input type="checkbox"/> RELAXOU ESFINCTERES <input type="checkbox"/> NÃO SABE	<input type="checkbox"/> RESPIRA NORMALMENTE <input type="checkbox"/> NÃO RESPIRA <input type="checkbox"/> RESPIRA RUIDOSO <input type="checkbox"/> RESPIRAÇÃO ALTERADA <input type="checkbox"/> NÃO SABE	<input type="checkbox"/> SIM <input type="checkbox"/> NÃO <input type="checkbox"/> RÁPIDO <input type="checkbox"/> LENTO <input type="checkbox"/> MORTE APARENTE <input type="checkbox"/> NÃO SABE	<input type="checkbox"/> SANGRAMENTO VISÍVEL <input type="checkbox"/> DEFORMIDADE CORPORAL <input type="checkbox"/> QUEIMADURA <input type="checkbox"/> ENCARCERAMENTO <input type="checkbox"/> CONFINAMENTO <input type="checkbox"/> NÃO SABE																		
OBSERVAÇÕES:																							
GRAVIDADE PRESUMIDA		<input type="checkbox"/> 58 - ILESO	<input type="checkbox"/> 59 - PEQUENA	<input type="checkbox"/> 60 - MÉDIA																			
		<input type="checkbox"/> 61 - SEVERA	<input type="checkbox"/> 62 - MORTE	<input type="checkbox"/> 63 - INDETERMINADA																			
DESCRIÇÃO	INTERNAÇÃO	<input type="checkbox"/> 70 - NECESSÁRIA <input type="checkbox"/> 71 - POSSÍVEL <input type="checkbox"/> 72 - SEM MEIOS NO MOMENTO <input type="checkbox"/> 73 - NÃO PERTINENTE <input type="checkbox"/> 74 - SEM DADOS SUFICIENTES PARA TOMÁ-LA <input type="checkbox"/> 75 - OUTRA			MUDANÇA DE DECISÃO <input type="checkbox"/> DE <input type="checkbox"/> PARA HORA: _____ h _____ m HORA: _____ h _____ m																		
	TRANSPORTE	<table border="1"> <thead> <tr> <th>TIPO</th> <th>ORIGEM</th> <th>DESTINO</th> <th>CONTATO DESTINO</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td><input type="checkbox"/> VSA</td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td><input type="checkbox"/> VSB</td> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td><input type="checkbox"/> SAMU</td> <td>REGISTRO HOSPITAL, UNIDADE E LEITO</td> <td>REGISTRO HOSPITAL, UNIDADE E LEITO</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>							TIPO	ORIGEM	DESTINO	CONTATO DESTINO	<input type="checkbox"/> VSA				<input type="checkbox"/> VSB				<input type="checkbox"/> SAMU	REGISTRO HOSPITAL, UNIDADE E LEITO	REGISTRO HOSPITAL, UNIDADE E LEITO
TIPO	ORIGEM	DESTINO	CONTATO DESTINO																				
<input type="checkbox"/> VSA																							
<input type="checkbox"/> VSB																							
<input type="checkbox"/> SAMU	REGISTRO HOSPITAL, UNIDADE E LEITO	REGISTRO HOSPITAL, UNIDADE E LEITO																					

O D Á R	HORÁRIO	COMUNICAÇÃO KM HORA	PARTIDA KM HORA	LOCAL KM HORA	PARTIDA LOCAL KM HORA	DESTINO KM HORA	RETORNO KM HORA	BASE KM HORA		
	EQUIPE	MÉDICO	ENFERMEIRO(A)		AUXILIAR(ES)		MOTORISTA	VIATURA		
SINAIS VITAIS										
E N F E R M E I R A D I A C I O N A L A V A	HORA	PA MmHg	FC Bpm	FR Mrpm	SAT. O2 %	T. Axilar °C	HGT	Escala de Glasgow	ETP	ETP
	INICIO									
	FIM									
DESCRIÇÃO SUMÁRIA DO EVENTO, ANTECEDENTES MÓRBIDOS, PATOLOGIA, MEDICAÇÕES EM USO, ALERGIAS										
GRAVIDADE COMPROVADA				58 - ILESO		59 - PEQUENA		60 - MÉDIA		
				61 - SEVERA		62 - MORTE		63 - INDETERMINADA		
A D D I C I O N A L	DESTINO FINAL									
	INCIDEN TES	<input type="checkbox"/> 51 CANCELADO	<input type="checkbox"/> 52 FALSO	<input type="checkbox"/> 53 ÓBITO	<input type="checkbox"/> 54 RECUSOU ATENDIMENTO	<input type="checkbox"/> 55 RECUSOU HOSPITALIZAÇÃO	<input type="checkbox"/> 56 NÃO ESTÁ MAIS NO LOCAL	<input type="checkbox"/> 57 OUTRO _____	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

DESCRIÇÃO DO MOTIVO	CLÍNICO (AFECÇÃO PRINCIPAL)		TRAUMÁTICO		
	<input type="checkbox"/> 76 RESPIRATÓRIO	<input type="checkbox"/> 82 INFECCIOSA	<input type="checkbox"/> 86 COLISÃO	<input type="checkbox"/> 92 ELETROPRESSÃO	
	<input type="checkbox"/> 77 CARDIOVASCULAR	<input type="checkbox"/> 83 PEDIÁTRICA	<input type="checkbox"/> 87 ATROPELAMENTO	<input type="checkbox"/> 93 F.A.F.	
	<input type="checkbox"/> 78 NEUROLÓGICA	<input type="checkbox"/> 84 METABÓLICA	<input type="checkbox"/> 88 QUEIMADURA	<input type="checkbox"/> 94 F.A.B.	
	<input type="checkbox"/> 79 DIGESTIVA	<input type="checkbox"/> 85 OUTRA _____	<input type="checkbox"/> 89 QUEDA	<input type="checkbox"/> 95 OUTRA _____	
	<input type="checkbox"/> 80 OBSTÉTRICA		<input type="checkbox"/> 90 AGRESSÃO		
	<input type="checkbox"/> 81 PSIQUIÁTRICA		<input type="checkbox"/> 91 AFOGAMENTO		
	DIAGNÓSTICO PRESUMÍVEL				
	C. CLÍNICO		C. TRAUMÁTICO		C. OBSTÉTRICO
	() OM	() ASMA	() AC. AUTOM.	() OUT. FERIMENTOS	() PARTO
() AVC	() INTOX. EXOGENA	() COLISÃO	() AFOGAMENTO	() DHEG	
() A3	() ACID. DOMICILIAR	() ATROPELAM.	() ESPANCAMENTO	() SIND. HEMORRAGIA	
() IAM	() EST. EMBRIAGUEZ	() AC. MOTO	() CHOQ. ELÉTRICO	() OUTROS	
OUTROS		() AUT. ACID.	() SUICÍDIO		
		() F.A.F.	() F.A.B.	C. PSIQUIÁTRICO	
		() OUTROS		() SURTO PSICOLÓGICO	
				() OUTROS	
OBSERVAÇÕES FINAIS:					

ANEXO B – TERMOS DE COMPROMISSOS DA PESQUISA



TERMO DE COMPROMISSO

Eu, **Prof^a D.Sc. Cicília Raquel Maia Leite**, do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPgCC), de associação ampla entre a Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN) e a Universidade Federal Rural do SemiÁrido (UFERSA), no âmbito do projeto de pesquisa intitulado “**SOS Móvel Socorrista: Sistema para Auxiliar Equipe Médica de Emergência no Atendimento Pré-Hospitalar**”, **comprometo-me** com a utilização dos dados contidos no Serviço de Atendimento Móvel de Urgência (SAMU) da cidade de Mossoró, a fim de obtenção dos objetivos previstos.

Comprometo-me a manter a confidencialidade dos dados coletados nos **(arquivos/prontuários/banco)**, bem como com a privacidade de seus conteúdos.

Declaro entender que é minha a responsabilidade de cuidar da integridade das informações e de garantir a confidencialidade dos dados e a privacidade dos indivíduos que terão suas informações acessadas.


Também é minha a responsabilidade de não repassar os dados coletados ou o banco de dados em sua íntegra, ou parte dele, à pessoas não envolvidas na equipe da pesquisa.

Por fim, comprometo-me com a guarda, cuidado e utilização das informações apenas para cumprimento dos objetivos previstos nesta pesquisa aqui referida.

Esclareço ainda que os dados coletados farão parte dos estudos dos alunos **José Erico Gomes da Silva**, discente de mestrado do Programa de PósGraduação em Ciência da Computação (PPgCC), de associação ampla entre a Universidade do

Estado do Rio Grande do Norte (UERN) e a Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA). E dos discentes de graduação **Carlos Ramon Sarmiento da Silva, Rayslane Lanna da Costa Bandeira e Thamires Araújo Magalhães De Lucenado** do curso de Ciência da Computação da UERN.

Mossoró, 04 de setembro de 2017 .



Assinatura do pesquisador responsável





**PARA USO DE INFORMAÇÕES
TERMO DE AUTORIZAÇÃO E COMPROMISSO
PARA USO DE INFORMAÇÕES**

Eu, **Dixon Fradik Medeiros Lima**, ocupante do cargo de diretor na instituição "**Serviço de Atendimento Móvel de Urgência (SAMU)**", em Mossoró, após ter tomado conhecimento do projeto de pesquisa intitulado "**SOS Móvel Socorrista: Sistema para Auxiliar Equipe Médica de Emergência no Atendimento Pré-Hospitalar**", que tem como objetivo realizar um estudo no processo de anamnese que ocorre durante o atendimento de ocorrências realizado pela centro de regulamentação de urgência do SAMU da cidade de Mossoró, bem como, os demais processos que são necessários para agilizar e garantir que o socorro chegue até o paciente com trauma, e, para tanto, necessita coletar as informações dos prontuários dos pacientes para esse estudo.

Autorizo os pesquisadores **Cicília Raquel Maia Leite, José Erico Gomes da Silva, Carlos Ramon Sarmiento da Silva, Rayslane Lanna da Costa Bandeira e Thamires Araújo Magalhães De Lucena** a terem acesso às informações dos pacientes desta instituição para a referida pesquisa.

Obrigo-me ainda a manter o mais absoluto sigilo com relação a toda e qualquer informação a que tiver acesso em função das atividades desempenhadas no projeto de pesquisa supracitado, entendendo-se como "**informação confidencial**", toda informação relativa a pesquisa desenvolvida pelos pesquisadores supracitados a que tenha acesso, sob forma escrita, verbal, ou qualquer outro meio de comunicação.

Esta autorização está sendo concedida desde que as seguintes premissas sejam respeitadas: as informações serão utilizadas única e exclusivamente para a execução do presente projeto; os pesquisadores se comprometem a preservar as informações constantes nos prontuários e arquivos, garantindo o sigilo e a privacidade dos pacientes.

Mossoró, 04 de setembro de 2017.


 Dr. Dixon Fradik Medeiros Lima
 Diretor SAMU
 Mossoró, RN

Assinatura e carimbo do responsável legal pelos prontuários
Cargo e nome da instituição



Universidade do Estado do Rio
Grande do Norte



Universidade Federal Rural do
Semi-Arido