

FUNDAÇÃO CENTRO DE ANÁLISE, PESQUISA E INOVAÇÃO TECNOLÓGICA  
INSTITUTO DE ENSINO SUPERIOR FUCAPI  
COORDENAÇÃO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

# Uso de técnicas de *Data Mining* na classificação de sorotipos da dengue

Jeferson Barros Alves

Manaus - AM  
Novembro de 2015

Jeferson Barros Alves

# Uso de técnicas de *Data Mining* na classificação de sorotipos da dengue

Monografia apresentada ao Curso de Graduação em Ciência da Computação do Instituto de Ensino Superior FUCAPI - CESF como requisito parcial para a obtenção do Título de Bacharel em Ciência da Computação. Área de concentração: Banco de Dados.

Orientador

Márcio Palheta Piedade, M.Sc.

Manaus - AM

Novembro de 2015

# Lista de figuras

Figura 1 – Etapas do processo KDD. . . . .	14
Figura 2 – Abordagem geral para a construção de um modelo de classifi- cação . . . . .	17
Figura 3 – Conjunto de hiperplanos possíveis . . . . .	18

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Descrição dos atributos do conjunto de dados . . . . .	19
---	----

# Lista de abreviaturas e siglas

KDD	Knowledge Discovery in Databases
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis
SVM	Support Vector Machine
SMO	Sequential Minimal Optimization
SINAN	Sistema de Informação de Agravos de Notificação

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO . . . . .</b>	<b>7</b>
<b>1.1</b>	<b>Especificação do problema . . . . .</b>	<b>7</b>
<b>1.2</b>	<b>Objetivos . . . . .</b>	<b>8</b>
<b>1.3</b>	<b>Justificativa . . . . .</b>	<b>9</b>
<b>1.4</b>	<b>Trabalhos Relacionados . . . . .</b>	<b>10</b>
<b>1.5</b>	<b>Metodologia de Desenvolvimento . . . . .</b>	<b>11</b>
<b>1.6</b>	<b>Estruturação da Monografia . . . . .</b>	<b>12</b>
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO . . . . .</b>	<b>13</b>
<b>2.1</b>	<b>Descoberta de Conhecimento em Base de Dados . . . . .</b>	<b>13</b>
<b>2.2</b>	<b>Data Mining . . . . .</b>	<b>14</b>
<b>2.3</b>	<b>Aprendizagem Não Supervisionada . . . . .</b>	<b>15</b>
<b>2.4</b>	<b>Técnicas de Classificação . . . . .</b>	<b>16</b>
2.4.1	Árvore de Decisão IMPORTANTE . . . . .	17
2.4.2	Bayes . . . . .	17
2.4.3	Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) . . . . .	18
<b>2.5</b>	<b>WEKA . . . . .</b>	<b>18</b>
<b>3</b>	<b>BASE DE DADOS . . . . .</b>	<b>19</b>
<b>3.1</b>	<b>Dados Abertos . . . . .</b>	<b>19</b>
<b>3.2</b>	<b>SINAN . . . . .</b>	<b>19</b>
<b>4</b>	<b>METODOLOGIA . . . . .</b>	<b>21</b>
<b>5</b>	<b>RESULTADOS . . . . .</b>	<b>22</b>
<b>5.1</b>	<b>Validação Cruzada IMPORTANTE . . . . .</b>	<b>22</b>
<b>5.2</b>	<b>Medida de Desempenho dos Algoritmos . . . . .</b>	<b>22</b>
5.2.1	J48 . . . . .	23
5.2.2	RandomTree . . . . .	23

5.2.3	REPTree . . . . .	23
5.2.4	NaiveBayes . . . . .	23
5.2.5	SMO . . . . .	23
<b>5.3</b>	<b>Resultados Comparativos Entre os Modelos . . . . .</b>	<b>23</b>
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO . . . . .</b>	<b>24</b>
	<b>Referências . . . . .</b>	<b>25</b>
	<b>ANEXO A – DICIONÁRIO DE DADOS - SINAN ONLINE . . . .</b>	<b>27</b>

# 1 Introdução

Com a grande quantidade de informações geradas e armazenadas por meio do avanço tecnológico das últimas décadas, houve um acúmulo gigantesco de informações. Com isso surgiu uma abordagem de técnicas e ferramentas que buscam transformar dados, denominada Descoberta de Conhecimento em Base de Dados (knowledge Discovery in Databases - KDD), que foi proposto em 1989 com o objetivo de analisar os dados de uma base para que de alguma forma possa ser extraído conhecimento útil (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIRO; SMYTH, 1996).

A computação tem apoiado o desenvolvimento da medicina em diversas áreas: em sistemas de apoio a coleta de dados clínicos e exames por imagens, na organização das informações obtidas, entre outras. Desta maneira, esse grande volume de dados é uma valiosa fonte de conhecimento que pode ser utilizada para o auxílio ao diagnóstico médico. Assim, é grande a importância do desenvolvimento de técnicas que permitam a descoberta de conhecimento em base de dados médicos para apoiar o médico em sua tarefa diária de tomada de decisões, aumentando a precisão, a confiabilidade e eficiência dos diagnósticos elaborados pelo especialista (COSTA, 2012).

## FALAR SOBRE A DENGUE

### 1.1 Especificação do problema

(COSTA, 2012) mostrou que o uso de suporte computacional no atendimento médico é comum nos dias de hoje e gera grandes informações digitalizadas dos pacientes. Tais informações armazenadas em base de dados podem representar boas fontes de conhecimento, que poderão ser utilizadas no auxílio de diagnóstico médico. Segundo (BEZERRA, 2009), no passado, o médico detinha conhecimento suficiente para dispensar quase todo o cuidado necessário ao



paciente.

Ao longo dos últimos anos a mineração de dados tem sido cada vez mais utilizada na literatura médica. No entanto, a sua aplicação à análise de dados médicos tem sido relativamente limitada, tendo em vista que a aplicação prática pode explorar o conhecimento disponível no contexto clínico e explicar decisões propostas, uma vez que os modelos são utilizados para apoiar decisões (BELLAZZI; ZUPAN, 2008).

É grande a importância do desenvolvimento de técnicas que permitam a descoberta de conhecimento em bases de dados médicos para apoiar o médico em sua tarefa diária de tomada de decisões, aumentando a precisão, a confiabilidade e eficiência dos diagnósticos elaborados pelo especialista (COSTA, 2012).

A dengue é hoje uma das doenças com maior incidência no Brasil, atingindo a população de todos os estados, independente de classe social. Nesse cenário, torna-se imperioso que um conjunto de ações para a prevenção da doença seja intensificado, permitindo assim a identificação precoce dos casos de dengue, a tomada de decisões e a implementação de medidas de maneira oportuna a fim de principalmente evitar óbitos. Preservar a vida humana é obrigação de todos. "COLOCAR FONTE DO MINISTÉRIO DA SAÚDE"

## 1.2 Objetivos

Construir um classificador que utilize dentre as diversas técnicas de classificação em Data Mining a que mais se adequa ao modelo de dados utilizados na ficha de investigação de dengue do SINAN.

Objetivos Específicos:

- Realizar experimentos com classificadores mais utilizados na literatura.
- Identificar qual classificador é mais adequado para o trabalho.
- Utilizar atributos mais relevantes para aplicação da técnica selecionada

- Tratar o conjunto de dados para aplicação do classificador
- Construir o modelo classificador
- Validar e interpretar os resultados obtidos no processo de classificação

Como os objetivos indicam ação, recomenda-se que eles sejam definidos por meio de verbos, tais como analisar, avaliar, caracterizar, discutir, diagnosticar, investigar, implantar, pesquisar, realizar, determinar, etc.

### 1.3 Justificativa

Na busca constante pela melhoria do atendimento médico hospitalar, as técnicas de mineração de dados estão sendo aplicadas nas bases de dados dos pacientes para descoberta de padrões, seja como ferramenta para auxílio ao diagnóstico ou descobertas que ajudem a alta direção nos hospitais a tomar atitudes com relação aos resultados obtidos (ROBERTINSON, 2012) "DOCUMENTO NÃO ENCONTRADO".

O desenvolvimento de técnicas que permitam a descoberta de conhecimento em bases médicas possui grande importância para apoiar o médico em sua tarefa diária de tomada de decisões, aumentando a precisão, a confiabilidade e a eficiência dos diagnósticos elaborados pelo especialista. Esse apoio computacional pode atuar como uma junta médica virtual, ao trazer para o especialista o conhecimento armazenado em exames e diagnósticos relacionados (COSTA, 2012).

Com o objetivo de estudo de métodos de suporte ao diagnóstico médico a partir de informações referentes aos sintomas dos pacientes conforme proposto por (JUNIOR; PIEDADE, 2013), observamos a necessidade de continuar o trabalho utilizando a técnica de regras de associação em outro conjunto de dados da mesma base.

## 1.4 Trabalhos Relacionados

No trabalho de (SHAKIL; ANIS; ALAM, 2015), observamos que o foco principal do trabalho foi a classificação de dengue, onde inicialmente aplicou-se a classificação nos datasets iniciais para identificar qual algoritmo obteve melhor resultado. Os experimentos revelaram que os algoritmos Naive Bayes e J48 obtiveram melhores resultados, onde as maiores contribuições do trabalho foram:

- A extração da acurácia de classificação para predição do diagnóstico de dengue.
- Comparação de diferentes algoritmos de mineração no conjunto de dados de dengue.
- Identificar os algoritmos com melhor desempenho para previsão dos diagnósticos.

No trabalho de (THITIPRAYOONWONGSE; SURIYAPHOL; SOONTHORNPHISAJ, 2012), foi utilizado a técnica de classificação conhecida como Árvore de Decisão, aplicado a um conjunto de dados temporais contendo dados clínicos e laboratoriais. Utilizaram dois conjuntos de dados com mais de 400 atributos. Nos experimentos os dados foram divididos em: conjunto de teste e treinamento. Onde o objetivo principal deste trabalho foi identificar o dia zero da dengue, pois esta previsão torna-se crítica, tendo em vista que o dia zero tem forte relação com o melhor tratamento do paciente.

No trabalho (SANTOS; NETO, ), foi desenvolvido um aplicativo para interação dos profissionais da saúde com os dados do SINAN. Onde resultou uma aplicação em java que implementa algoritmos de classificação e regras de associação da base de dados do SINAN utilizando a API WEKA. Como resultado esta ferramenta possibilitou o auxílio no diagnóstico de pacientes.

## 1.5 Metodologia de Desenvolvimento

Com base na metodologia utilizada no processo de Descoberta de Conhecimento em Base de Dados (Knowledge Discovery in Databases), a realização desta pesquisa será composta das seguintes etapas:

- A primeira etapa deste trabalho baseada na revisão bibliográfica da literatura relacionada a mineração de dados, para determinar outras pesquisas similares a esta, onde são aplicadas as técnicas de mineração de dados em base de dados médicos para descoberta de conhecimento novo e relevante, que de alguma forma possa auxiliar em diagnósticos do médico especialista.
- Na segunda etapa, ocorrerá a extração, manutenção e pré-processamento dos dados, onde realizaremos a análise de base de dados para extração de informações de atendimentos de pacientes necessários à pesquisa. Em todos os dados ocorrerá um processo de normalização, onde os sintomas relacionados serão dispostos em uma única linha e nos dados ausentes o preenchimento será realizado de forma padrão utilizando o sinal de "?".
- Na quarta etapa, pode-se executar algoritmos para descoberta do que mais se aproxima do esperado e na extração de informações propriamente dita. O objetivo desta etapa será encontrar padrões na base de dados que foi pré-processada, utilizando a ferramenta de mineração de dados WEKA, um software open-source amplamente utilizado por implementar diversos algoritmos de mineração de dados (HALL et al., 2009).
- A quinta e última etapa do processo ocorrerá a análise dos resultados obtidos com a aplicação dos algoritmos de mineração de dados. Encontrar padrões de classificação que sejam relevantes para a pesquisa em questão.

## 1.6 Estruturação da Monografia

Além deste capítulo introdutório, este trabalho está organizado da forma descrita à seguir. No Capítulo 2, descrevemos conceitos básicos relacionados a compreensão deste trabalho, bem como referencial teórico. No Capítulo 3, apresentaremos os experimentos juntamente com os resultados obtidos. Finalmente no Capítulo 4, apresentaremos as conclusões observadas e sugestões de trabalhos futuros da pesquisa.

## 2 Referencial Teórico

Neste capítulo apresenta-se uma visão geral dos conceitos e procedimentos envolvidos em KDD e consequentemente em Data Mining. Apresentam-se também os trabalhos encontrados na literatura sobre assunto que são relevantes para o desenvolvimento deste trabalho.

### 2.1 Descoberta de Conhecimento em Base de Dados

Segundo (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIRO; SMYTH, 1996), a Descoberta de Conhecimento em Base de Dados é um processo não trivial de identificações de novos padrões, válidos e potencialmente úteis.

Em contrapartida, no trabalho de (THOMÉ, 2002), define-se KDD como sendo a busca de extração de conhecimento de bases de dados utilizando-se de técnicas e algoritmos que realizam a mineração dos dados para trabalhar e descobrir relações.

O processo de descoberta de conhecimento ocorre quando ocorre um conjunto de padrões que são semelhantes, e que podem levar a construção de um modelo. Este processo é formado por 5 etapas: seleção, pré-processamento, transformação, a mineração de dados e a interpretação dos dados (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIRO; SMYTH, 1996). Além do processo, o conhecimento que se deseja buscar deve estar de acordo com três características: deve ser correto, deve ser compreensível para o usuário e deve ter de alguma forma utilidade para o usuário (FREITAS, 2000).

A seguir serão detalhadas as etapas do processo de KDD de acordo com o apresentado na figura 1.

A etapa de seleção dos dados inicia com a definição do objetivo e mapeamento dos grupos ou conjuntos de informações que serão utilizados.

O pré-processamento é responsável pelo tratamento de ruídos e dados

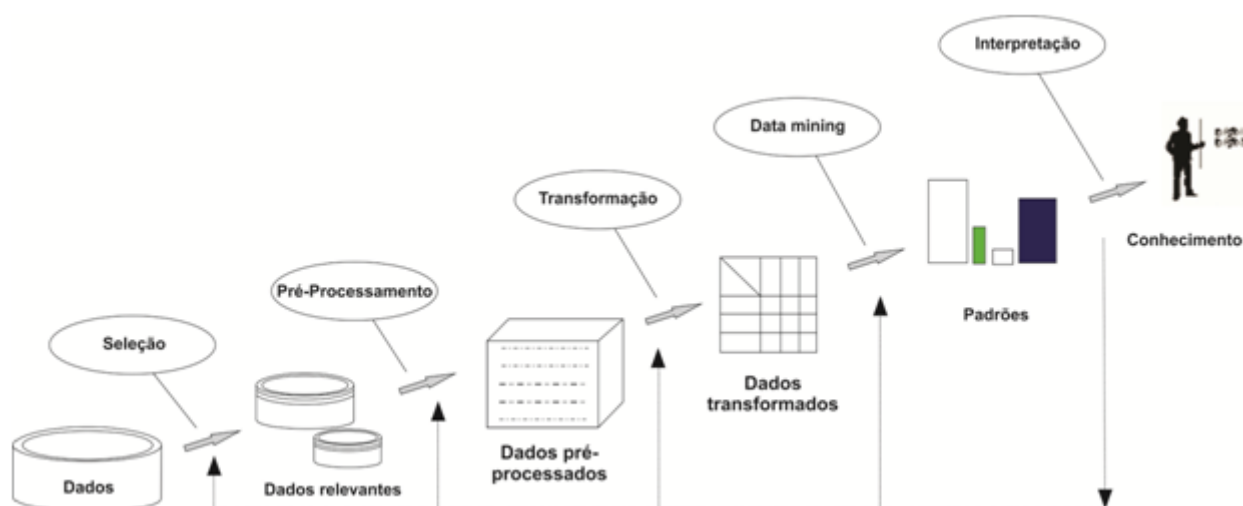
incompletos.

A transformação tem como objetivo selecionar as principais características que serão utilizadas para representar os dados, ou seja, os dados devem ser selecionados de modo que sejam os mais úteis para o modelo proposto.

A etapa de mineração de dados é o momento em que serão escolhidos os algoritmos que mais se ajustam ao objetivo que se quer extrair da base de dados. Além disso, nesta fase são escolhidos os melhores parâmetros para que, no momento do processamento, os resultados sejam os mais rápidos e precisos possíveis.

Ao final do processo teremos a etapa de interpretação e avaliação dos resultados, onde o conhecimento extraído da base de dados é representado por padrões.

Figura 1 – Etapas do processo KDD.



Fonte: (FAYYAD; PIATETSKY-SHAPIRO; SMYTH, 1996).

Inicialmente, é necessário definir que tipo de conhecimento se deseja extrair da base de dados, pois a técnica que será utilizada para a mineração de dados depende do objetivo a que se quer chegar (DAMASCENO, 2005).

## 2.2 Data Mining

De acordo com (ADRIAANS; ZANTINGE, ), existe uma confusão entre os termos *Data Mining* e KDD, podendo ser usadas até como sinônimos em algumas situações. Em contrapartida, (BERRY; LINOFF, 1997), definiu como um processo de exploração e análise, de uma grande quantidade de dados, por meio automático ou semiautomático, com o propósito de descobrir regras e padrões significativos.

É uma técnica que faz parte de uma das etapas da descoberta de conhecimento em banco de dados. É uma área de pesquisa multidisciplinar, incluindo principalmente as tecnologias de banco de dados, inteligência artificial, estatística, reconhecimento de padrões, sistemas baseados em conhecimento, recuperação da informação, computação de alto desempenho e visualização de dados.

Em termos gerais, segundo ELMASRI (2002) "PROCURAR FONTE", a técnica de Data Mining compreende os seguintes propósitos:

- Previsão – pode mostrar como certos atributos dentro dos dados irão comportar-se no futuro;
- Identificação – padrões de dados podem ser utilizados para identificar a existência de um item, um evento ou uma atividade;
- Classificação – pode repartir os dados de modo que diferentes classes ou categorias possam ser identificadas com base em combinações de parâmetros;
- Otimização do uso de recursos limitados, como tempo, espaço, dinheiro ou matéria-prima e maximizar variáveis de resultado como vendas ou lucros sob um determinado conjunto de restrições.



## 2.3 Aprendizagem Não Supervisionada

Como mostrado por (DAMASCENO, 2005) aprendizagem não supervisionada é aquela que utiliza instâncias sem a determinação do atributo classe. Este tipo de aprendizado é utilizado geralmente para análise exploratória dos dados, utilizando técnicas de agrupamento ou regras de associação. Onde agrupamentos têm como objetivo relacionar instâncias com características em comuns. Lembrando que o agrupamento é uma técnica que utiliza o aprendizado não supervisionado, ou seja, não utiliza no processamento o atributo classe.

A partir da definição de uma métrica de similaridade, os dados são agrupados, dando a possibilidade de encontrar relações interessantes entre as instâncias. Assim, o cliente do conhecimento gerado pode aplicar uma determinada ação em um subconjunto de instâncias presente nos dados. A suíte Weka possui os algoritmos Cobweb e SimpleKMeans e EM para tarefas de agrupamento.

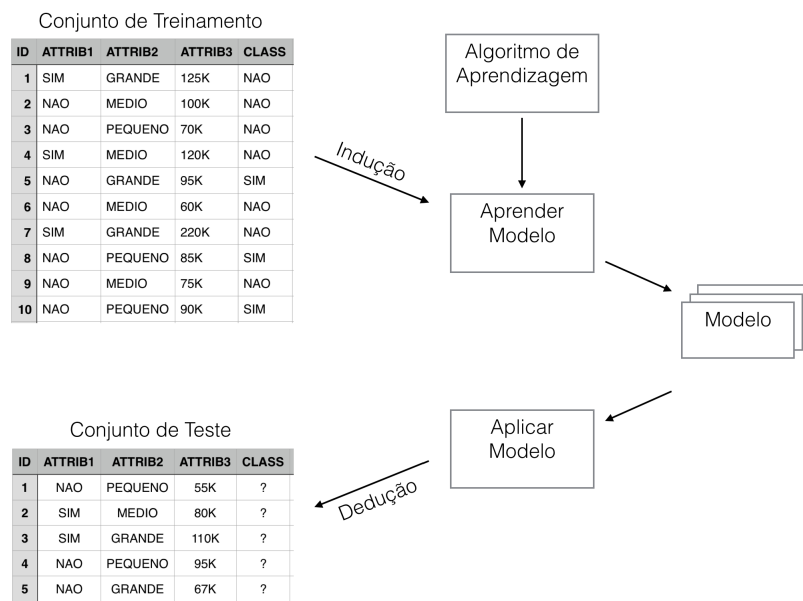
## 2.4 Técnicas de Classificação

Uma técnica de classificação é uma abordagem sistemática para construção de modelos de classificação a partir de um conjunto de dados de entrada. Exemplos incluem classificadores de árvores de decisão, classificadores baseados em regras, redes neurais, máquinas de vetores de suporte e classificadores Bayes simples. Cada técnica emprega um algoritmo de aprendizagem para identificar um modelo que seja mais apropriado para o relacionamento entre o conjunto de atributos e o rótulo da classe dos dados de entrada. O modelo gerado pelo algoritmo de aprendizagem deve se adaptar bem aos dados de entrada e prever corretamente os rótulos de classes de registros que ele nunca viu antes. Portanto, o objetivo chave do algoritmo de aprendizagem é construir modelos com boa capacidade de generalização (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2009).

A Figura 2 mostra uma abordagem geral para resolver problemas de classificação. Primeiro, um conjunto de treinamento consistindo de registros cujos

rótulos sejam conhecidos e devem ser fornecidos. O conjunto de treinamento é usado para construir um modelo de classificação, que é subsequentemente aplicado ao conjunto de teste, que consiste de registros com rótulos de classes desconhecidas (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2009).

Figura 2 – Abordagem geral para a construção de um modelo de classificação



Fonte: (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2009).

### 2.4.1 Árvore de Decisão IMPORTANTE

Árvores de Decisão é, provavelmente, o algoritmo de AM mais estudado para aplicações em Mineração de Dados (WITTEN; FRANK, 2000).

Em uma árvore de decisão, cada nó folha recebe um rótulo de classe. Os nós não terminais, que incluem o nó raiz e outros nós internos, contêm condições de testes de atributos para separar registros que possuem características diferentes.

Classificar um registro de testes é direto, assim que uma árvore de decisão tenha sido construída. Começando do nó raiz, aplicamos a condição de teste ao registro e seguimos a ramificação apropriada baseados no resultado

do teste. Isto nos levará a um outro nodo interno, para o qual uma nova condição de teste é aplicada, ou a um nodo folha (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2009).

Utilizamos os algoritmos: J48, RandomTree e REPTree.

### 2.4.2 Bayes

Em muitas aplicações, o relacionamento entre o conjunto de atributos e a variável classe é não determinístico. O rótulo da classe de um registro de teste não pode ser previsto com certeza embora seu conjunto de atributos seja idêntico a alguns dos exemplos de treinamento. Esta situação pode surgir por causa de dados com ruídos ou a presença de determinados fatores de confusão que afetam a classificação mas que não são incluídos na análise.

O teorema de Bayes pode ser usado para resolver o problema de previsão.....

Utilizamos o algoritmo NaiveBayes

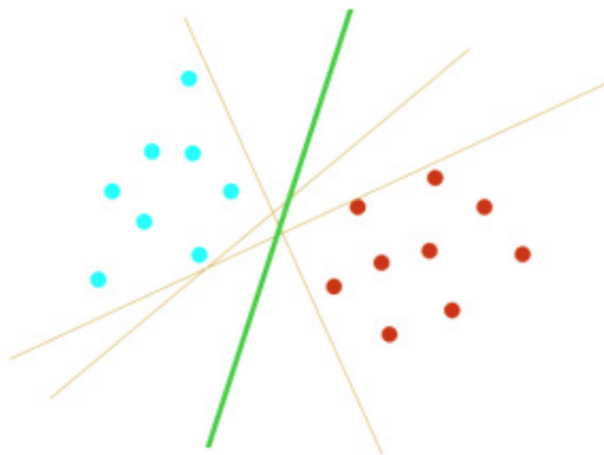
### 2.4.3 Máquinas de Vetores de Suporte (SVM)

Uma técnica de classificação que tem recebido considerável atenção é esta técnica que possui seus fundamentos na teoria de aprendizagem estatística e tem mostrado resultados empíricos promissores em muitas aplicações práticas, desde o reconhecimento de dígitos escritos à mão até a categorização de textos. SVM também funciona bem com dados de alta dimensionalidade e evita o problema da dimensionalidade. Outro aspecto único desta abordagem é que ela representa o limite da decisão usando um subconjunto dos exemplos de treinamento, conhecido com vetores de suporte (TAN; STEINBACH; KUMAR, 2009).

Na Figura 3, existe um conjunto de classificadores lineares que separam duas classes, mas apenas um (em destaque) que maximiza a margem de

separação (distância da instância mais próxima ao hiperplano de separação das classes). O hiperplano com margem máxima é chamado de hiperplano ótimo (JUNIOR, 2010).

Figura 3 – Conjunto de hiperplanos possíveis



Fonte: (JUNIOR, 2010).

Utilizamos o algoritmo SMO.

## 2.5 WEKA

## 3 Base de Dados

A base de dados utilizada foi a do Município de Fortaleza

Neste capítulo, avaliamos os modelos gerados com os algoritmos que implementam a técnica de classificação através de um conjunto de experimentos.

- Metodologia de teste Cross-validation: Usa validação cruzada do tipo k-fold

### 3.1 Dados Abertos

Utilizamos a base de dados disponibilizada pelo portal de dados abertos da prefeitura do Rio de Janeiro de casos notificados de dengue.

### 3.2 SINAN

Nossos experimentos foram realizados a partir do conjunto de dados disponibilizado pela prefeitura do Rio de Janeiro do ano de 2015. Contendo inicialmente 26.568 instâncias e 97 atributos. Aplicamos os filtros: NumericToNominal -R 64, RemoveUseless -M 99.0. E observamos que a quantidade de atributos ficou igual a 66. Removemos os atributos:  $DT_{NASC}(ID12)$ ,  $NU_{DDT}EL(ID29)$ ,  $DDD_{HOSP}(ID64)$ ,  $seaclassertulo$ . Aplicamos o filtro `RemoveRange -R 5001-last`, para realizarmos o experimento com 5.000 instâncias e o atributo `CLASSIFIN` com 19% das instâncias vazias.

Aplicamos o filtro `RemoveRange -R 10001-last`, para realizarmos o experimento com 10.000 instâncias e o atributo `CLASSIFIN` com 19% das instâncias vazias.

Aplicamos o filtro `RemoveRange -R 15001-last`, para realizarmos o experimento com 15.000 instâncias e o atributo `CLASSIFIN` com 19% das instâncias vazias.

Tabela 1 – Descrição dos atributos do conjunto de dados

Atributos	Descrição
Data da investigação	Informar a data de investigação
Ocupação	Informar ramo da ocupação
Classificação	Informar a classificação do caso

## 4 Metodologia

## 5 Resultados

### 5.1 Validação Cruzada IMPORTANTE

Portanto, a melhor abordagem para a Validacao Cruzada e a utilizacao do metodo de k-particoes. Neste metodo, o conjunto de dados e dividido em k particoes (segundo Witten e Frank (2000))

### 5.2 Medida de Desempenho dos Algoritmos

As medidas de desempenho resultantes da classificação foram:

- Correctly Classified Instances
- Incorrectly Classified Instances
- TP Rate
- FP Rate
- Precision
- Recall
- F-Measure
- ROC Area

5.2.1 J48

5.2.2 RandomTree

5.2.3 REPTree

5.2.4 NaiveBayes

5.2.5 SMO

5.3 Resultados Comparativos Entre os Modelos



## 6 Conclusão

As considerações finais formam a parte final (fechamento) do texto, sendo dito de forma resumida (1) o que foi desenvolvido no presente trabalho e quais os resultados do mesmo, (2) o que se pôde concluir após o desenvolvimento bem como as principais contribuições do trabalho, e (3) perspectivas para o desenvolvimento de trabalhos futuros. O texto referente às considerações finais do autor deve salientar a extensão e os resultados da contribuição do trabalho e os argumentos utilizados estar baseados em dados comprovados e fundamentados nos resultados e na discussão do texto, contendo deduções lógicas correspondentes aos objetivos do trabalho, propostos inicialmente.

## Referências

- ADRIAANS, P.; ZANTINGE, D. Data mining, 1996. *Addision-Wesley, Harlow*. páginas 14
- BELLAZZI, R.; ZUPAN, B. Predictive data mining in clinical medicine: current issues and guidelines. *International journal of medical informatics*, Elsevier, v. 77, n. 2, p. 81–97, 2008. páginas 8
- BERRY, M. J.; LINOFF, G. *Data mining techniques: for marketing, sales, and customer support*. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 1997. páginas 14
- BEZERRA, S. M. Prontuário eletrônico do paciente: uma ferramenta para aprimorar a qualidade dos serviços de saúde. *Revista Meta: Avaliação*, v. 1, n. 1, p. 73–82, 2009. páginas 7
- COSTA, A. F. *Mineração de imagens médicas utilizando características de forma*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2012. páginas 7, 8, 9
- DAMASCENO, M. Introdução a mineração de dados utilizando o weka. *Instituto AAAFederal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte*, 2005. páginas 14, 15
- FAYYAD, U.; PIATETSKY-SHAPIO, G.; SMYTH, P. From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, v. 17, n. 3, p. 37, 1996. páginas 7, 13, 14
- FREITAS, A. Uma introdução a data mining. *Informática Brasileira em Análise, Centro de Estudos e Sistemas Avançados do Recife (CESAR), Recife, Pe, ano II*, n. 32, 2000. páginas 13
- HALL, M. et al. The weka data mining software: an update. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, ACM, v. 11, n. 1, p. 10–18, 2009. páginas 11
- JUNIOR, A. R. de M.; PIEDADE, M. P. Data mining na descoberta de padrões de sintomas com foco no auxílio ao diagnóstico médico. *Encontro Regional de Computação e Sistemas de Informação*, 2013. páginas 9
- JUNIOR, G. M. d. O. Máquina de vetores suporte: estudo e análise de parâmetros para otimização de resultado, 2010. *Trabalho de Graduação em Ciência da Computação*, 2010. páginas 18
- SANTOS, M. S.; NETO, J. C. da C. Amagodis: Algoritmos de mineração para apoio à gerência de ocorrências de dengue a partir de informações presentes na base dados do sinan. páginas 10
- SHAKIL, K. A.; ANIS, S.; ALAM, M. Dengue disease prediction using weka data mining tool. *arXiv preprint arXiv:1502.05167*, 2015. páginas 10
- TAN, P.-N.; STEINBACH, M.; KUMAR, V. *Introdução ao datamining: mineração de dados*. [S.l.]: Ciencia Moderna, 2009. páginas 16, 17, 18

THITIPRAYOONWONGSE, D.; SURIYAPHOL, P.; SOONTHORNPHISAJ, N. Data mining of dengue infection using decision tree. *Entropy*, v. 2, p. 2, 2012. páginas 10

THOMÉ, A. C. G. Redes neurais: uma ferramenta para kdd e data mining. *Material Didático* [http://equipe.nce.ufrj.br/thome/grad/nn/mat\\_didatico/apostila\\_kdd\\_mbi.pdf](http://equipe.nce.ufrj.br/thome/grad/nn/mat_didatico/apostila_kdd_mbi.pdf), Outubro, 2002. páginas 13

# ANEXO A – Dicionário de dados - SINAN online

Este anexo descreve todos os atributos presentes no SINAN