



Unidade 23 – Conceitos de Mineração de Dados – Parte 3



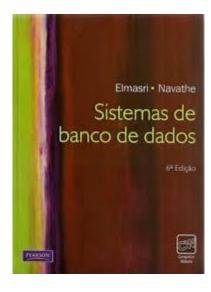


Prof. Aparecido V. de Freitas Doutor em Engenharia da Computação pela EPUSP

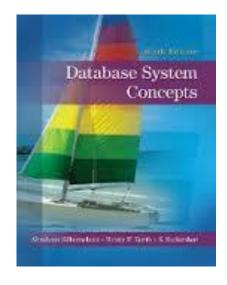




Bibliografia



Sistemas de Banco de Dados Elmasri / Navathe 6ª edição



Sistema de Banco de Dados Korth, Silberschatz - Sixth Editon





Tipos de Conhecimentos descobertos pela Mineração de Dados

- A mineração de dados enfoca o <u>Conhecimento Indutivo</u>, que descobre <u>novas regras</u> e <u>padrões</u> com base nos <u>dados fornecidos</u>;
- É comum descrever-se o conhecimento descoberto durante a Mineração de Dados por:
 - ✓ Regras de Associação;
 - ✓ Classificação;
 - ✓ Padrões Sequenciais;
 - ✓ Padrões dentro de séries temporais;
 - ✓ Agrupamento.

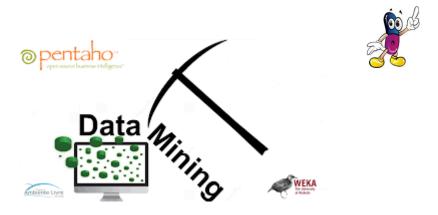




Classificação



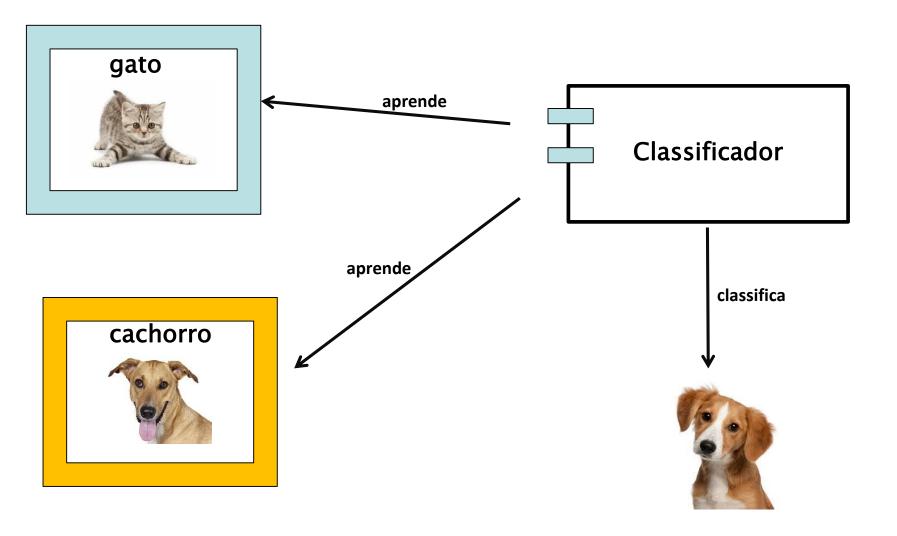
- É o processo que descreve diferentes <u>classes</u> de dados;
- Por exemplo, em uma aplicação bancária, os clientes que solicitam um cartão de crédito podem ser classificados como risco fraco, risco médio ou risco bom;
- É uma das técnicas mais utilizadas em mineração de dados;
- Classificar um objeto consiste em se determinar com que grupo de entidades, já classificadas anteriormente, esse objeto apresenta mais semelhança;
- Logo, esse tipo de atividade também é chamada Aprendizado Supervisionado.







Aprendizado Supervisionado



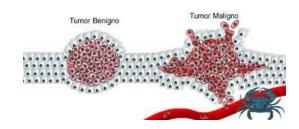












- Predizer se um tumor é benigno ou maligno;
- Classificar transações de cartões de crédito como legítimas ou fraudulentas;
- Analisar concessão de empréstimos bancários em Instituições financeiras;
- Filtrar (marcar) e-mails que seriam spams em softwares de correio eletrônico.





















Classificação - Procedimento



- O primeiro passo <u>aprendizado do modelo</u> é realizado com um conjunto de dados que já foram classificados;
- Cada registro nos dados de treinamento, contém um atributo chamado rótulo de classe (label) que indica a que classe o registro pertence;
- O modelo que é produzido costuma estar na forma de árvore de decisão;



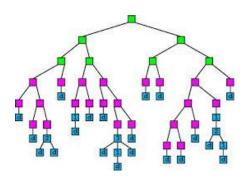




Árvore de Decisão



É uma representação gráfica da descrição de cada classe ou, em outras palavras, uma representação das regras de classificação



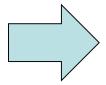




Exemplo - Árvore de Decisão



| ld | Casa própria | EstCivil | Rendim. | Mau Pagador |
|----|-----------------|----------|---------|----------------|
| 1 | S | Solteiro | 125K | NÃO |
| 2 | N | Casado | 100K | NÃO |
| 3 | N | Solteiro | 70K | NÃO |
| 4 | S | Casado | 120K | NÃO |
| 5 | N | Divorc. | 95K | SIM |
| 6 | N | Casado | 60K | NÃO |
| 7 | S | Divorc. | 220K | NÃO |
| 8 | N | Solteiro | 85K | SIM |
| 9 | N | Casado | 75K | NÃO |
| 10 | N | Solteiro | 90K | SIM |



Learning Algorithm

Set Training





Algoritmo de Aprendizado





| ld | Casa própria | EstCivil | Rendim. | Mau Pagador |
|----|-----------------|----------|---------|----------------|
| 1 | S | Solteiro | 125K | NÃO |
| 2 | N | Casado | 100K | NÃO |
| 3 | N | Solteiro | 70K | NÃO |
| 4 | S | Casado | 120K | NÃO |
| 5 | N | Divorc. | 95K | SIM |
| 6 | N | Casado | 60K | NÃO |
| 7 | S | Divorc. | 220K | NÃO |
| 8 | N | Solteiro | 85K | SIM |
| 9 | N | Casado | 75K | NÃO |
| 10 | N | Solteiro | 90K | SIM |



Learning Algorithm

Set Training

Uma coleção de registros (<u>set Training</u>), ou conjunto de dados de treinamento, é submetida ao algoritmo de aprendizado (<u>Learning Algorithm</u>);





O que o algoritmo de aprendizado faz com os dados de treinamento?





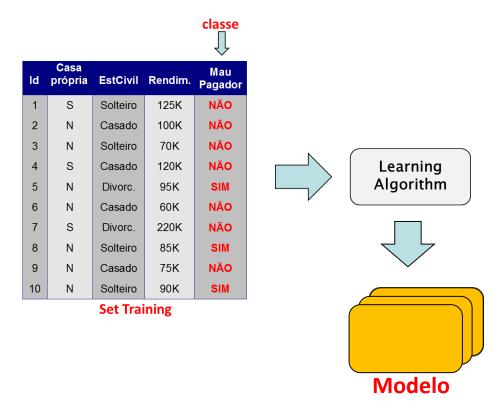




Algoritmo de Aprendizado



- O algoritmo de aprendizado procura encontrar um modelo para determinar o valor do atributo classe em função dos valores dos outros atributos;
- Esse modelo, costuma ser produzido na forma de uma árvore de decisão;







Para que serve o modelo gerado pelo algoritmo de aprendizado?

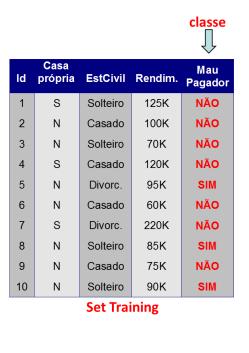


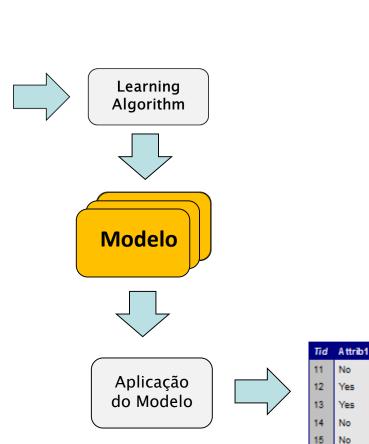




Uso do modelo

A partir do modelo, pode-se usá-lo para se classificar novos dados.





Test Set

Attrib2

Small

Large

Small

Large

Yes

No

Med ium

Class

Attrib3

55K

110K

95K

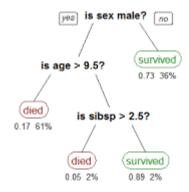
67K







- As árvores de decisão são representações do modelo que consistem em:
 - <u>Nós internos</u>, que representam os atributos;
 - Arestas que correspondem aos valores dos atributos;
 - Nós folha, que designam uma classificação.







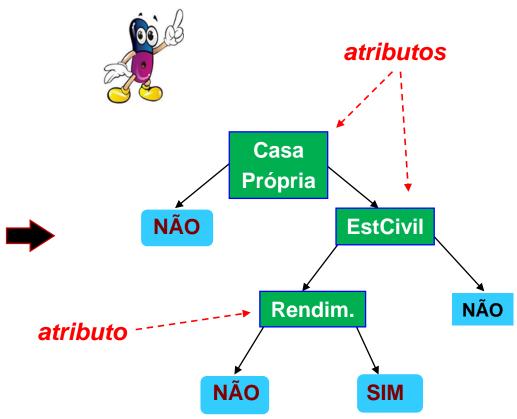




classe

✓ <u>Nós internos</u> representam os atributos;

| ld | Casa própria | EstCivil | Rendim. | Mau Pagador |
|----|-----------------|----------|---------|----------------|
| 1 | S | Solteiro | 125K | NÃO |
| 2 | N | Casado | 100K | NÃO |
| 3 | N | Solteiro | 70K | NÃO |
| 4 | S | Casado | 120K | NÃO |
| 5 | N | Divorc. | 95K | SIM |
| 6 | N | Casado | 60K | NÃO |
| 7 | S | Divorc. | 220K | NÃO |
| 8 | N | Solteiro | 85K | SIM |
| 9 | N | Casado | 75K | NÃO |
| 10 | N | Solteiro | 90K | SIM |



Dados de treinamento

Modelo: árvore de decisão



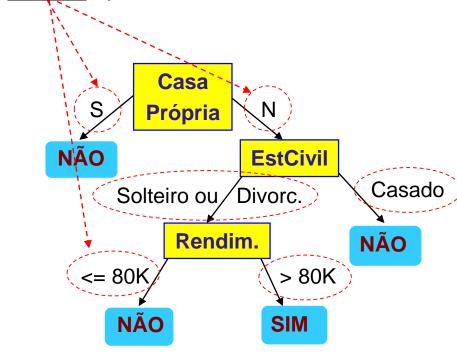




| ld | Casa própria | EstCivil | Rendim. | Mau Pagador |
|----|-----------------|----------|---------|----------------|
| 1 | S | Solteiro | 125K | NÃO |
| 2 | N | Casado | 100K | NÃO |
| 3 | N | Solteiro | 70K | NÃO |
| 4 | S | Casado | 120K | NÃO |
| 5 | N | Divorc. | 95K | SIM |
| 6 | N | Casado | 60K | NÃO |
| 7 | S | Divorc. | 220K | NÃO |
| 8 | N | Solteiro | 85K | SIM |
| 9 | N | Casado | 75K | NÃO |
| 10 | N | Solteiro | 90K | SIM |

Dados de treinamento

Arestas representam os valores dos atributos;



Modelo: árvore de decisão





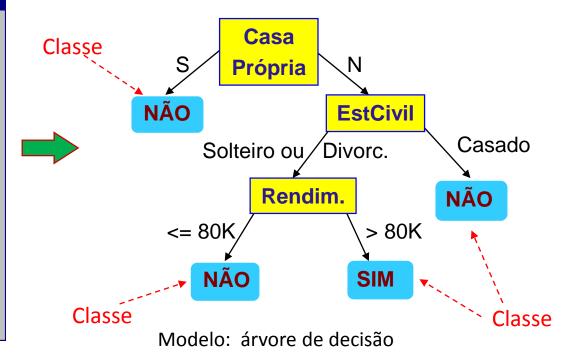


categorico categorico continuo

| ld | Casa própria | EstCivil | Rendim. | Mau Pagador |
|----|-----------------|----------|---------|----------------|
| 1 | S | Solteiro | 125K | NÃO |
| 2 | N | Casado | 100K | NÃO |
| 3 | N | Solteiro | 70K | NÃO |
| 4 | S | Casado | 120K | NÃO |
| 5 | N | Divorc. | 95K | SIM |
| 6 | N | Casado | 60K | NÃO |
| 7 | S | Divorc. | 220K | NÃO |
| 8 | N | Solteiro | 85K | SIM |
| 9 | N | Casado | 75K | NÃO |
| 10 | N | Solteiro | 90K | SIM |

Dados de treinamento

✓ <u>Nós folha</u> designam a classificação;







Pode haver mais de uma árvore de decisão?



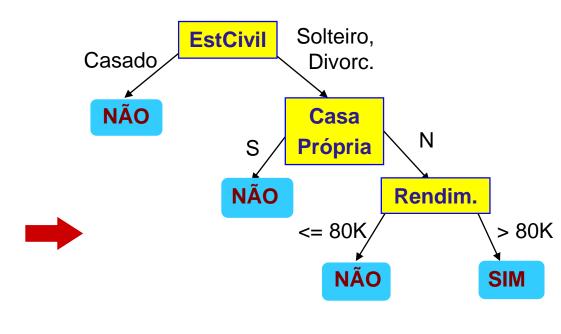




Outra Árvore de Decisão

classe

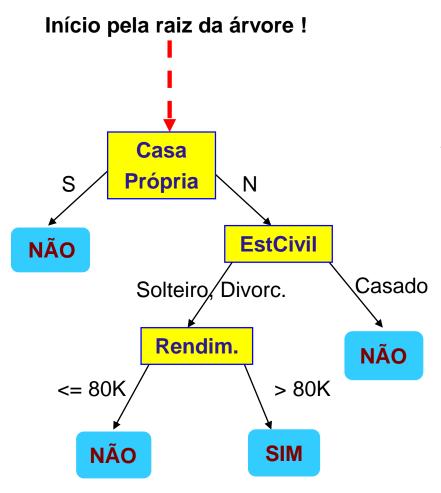
| ld | Casa própria | EstCivil | Rendim. | Mau Pagador |
|----|-----------------|----------|---------|----------------|
| 1 | S | Solteiro | 125K | NÃO |
| 2 | N | Casado | 100K | NÃO |
| 3 | N | Solteiro | 70K | NÃO |
| 4 | S | Casado | 120K | NÃO |
| 5 | N | Divorc. | 95K | SIM |
| 6 | N | Casado | 60K | NÃO |
| 7 | S | Divorc. | 220K | NÃO |
| 8 | N | Solteiro | 85K | SIM |
| 9 | N | Casado | 75K | NÃO |
| 10 | N | Solteiro | 90K | SIM |



Pode haver mais de uma árvore para o mesmo conjunto de dados!!!







Dado para teste

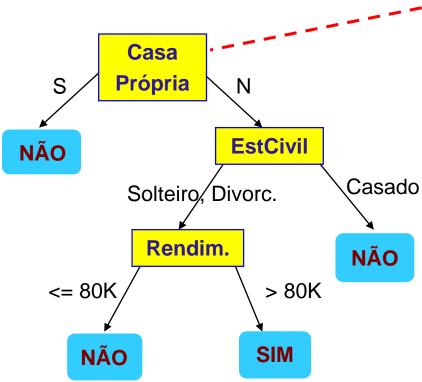
| Casa | Estado | Rendim. | Mau |
|---------|--------|---------|---------|
| Própria | Civil | | pagador |
| N | Casado | 80K | ? |





Dado para teste



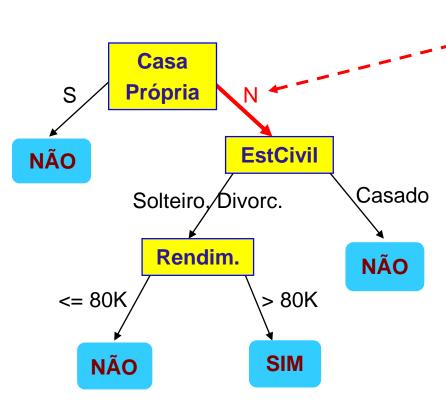






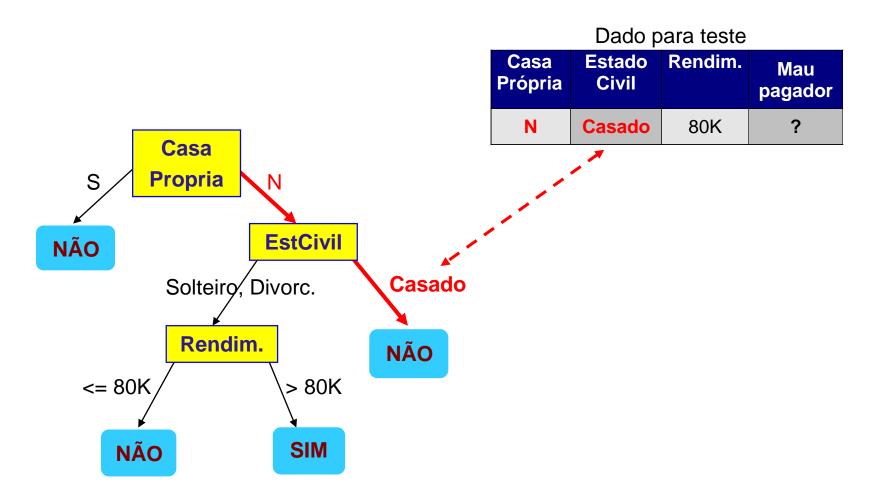
Dado para teste





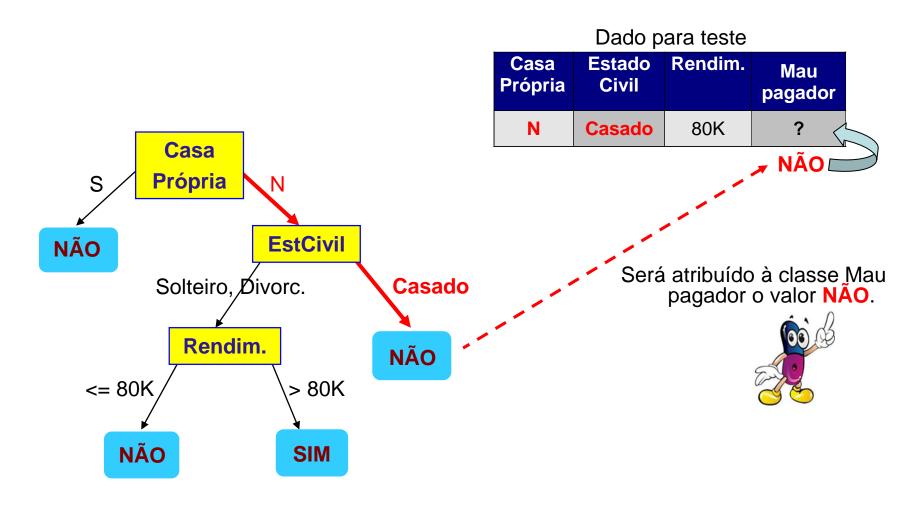








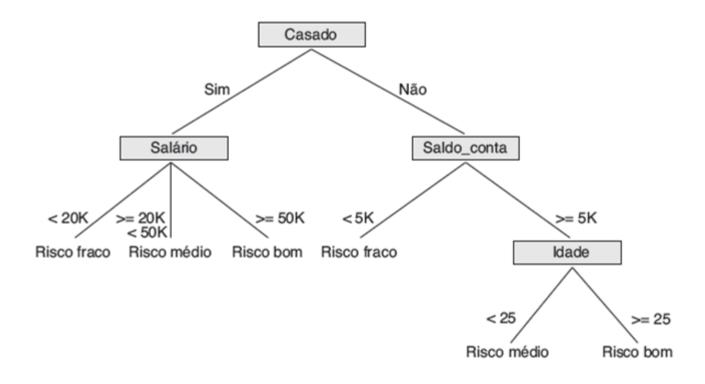








Exemplo - Árvore de Decisão - Elmasri



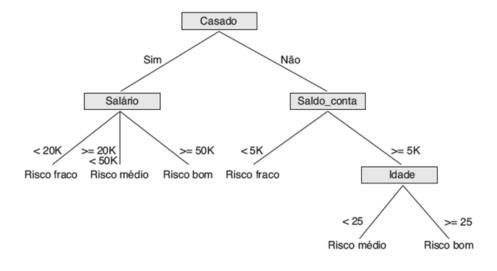
Árvore de decisão da amostra para aplicações de cartão de crédito







Exemplo - Árvore de Decisão - Elmasri



- ✓ A árvore mostra que se um cliente for casado e se salário >= 50K, então ele tem um risco bom para um cartão de crédito bancário;
- ✓ Essa é uma das regras que descrevem o risco bom;
- ✓ A travessia da árvore a partir da raiz para algum nó folha forma outras regras para essa e outras classes.





Como uma árvore de decisão é criada?







Geração da Árvore de Decisão



- Os algoritmos mais conhecidos para a geração da árvore de decisão são ID3 (Quinlan, 1986) e C4.5 (Quinlan, 1993);
- John Ross Quinlan é um pesquisador na área de Data Mining e Teoria da Decisão;







Algoritmo ID3

- O algoritmo recebe como entrada um conjunto de dados para treinamento;
- Por meio do algoritmo, constrói-se a árvore de decisão em uma abordagem topdown considerando a questão: "Qual atributo deve ser colocado na raiz da árvore?";

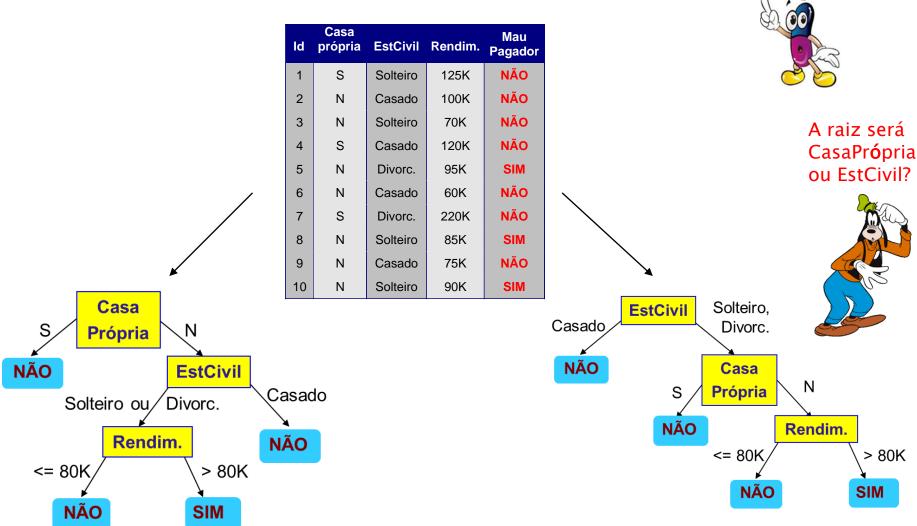
- Para isso cada atributo é testado e sua capacidade para se tornar nó raiz é avaliada;
- Cria-se tantos nós filhos da raiz quantos valores possíveis esse atributo puder assumir;
- Repete-se o processo para cada nó filho da raiz e assim, sucessivamente.





Algoritmo ID3 - Observação





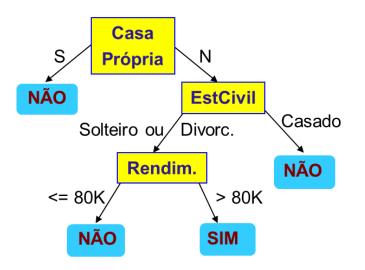


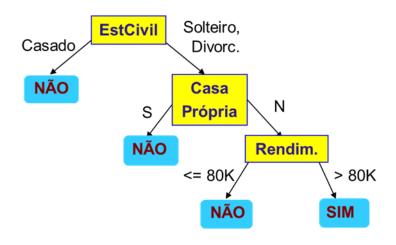


Como definir o atributo que será usado como raiz da Árvore de Decisão?

No exemplo, escolho CasaPrópria ou EstCivil?



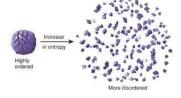








Como definir o atributo mais adequado?



- O algoritmo ID3 utiliza a medida de Ganho de Informação;
- Para definir <u>Ganho de Informação</u>, será necessário estudar-se o conceito de <u>Entropia</u>.
- Entropia é um conceito da Termodinâmica usado para se determinar a quantidade de energia útil de um determinado sistema;
- Entropia está associada à medida da desordem das partículas de um sistema físico;
- De acordo com a Lei da Termodinâmica, quanto maior for a desordem de um sistema, maior será a sua entropia (medida da incerteza).





Entropia no Algoritmo ID3

- O conceito de Entropia foi incorporado no algoritmo ID3;
- Considere-se uma coleção S de instâncias, com duas classes distintas (por exemplo, maupagador = sim e maupagador = não, a Entropia será calculada por:

$$E(S) = -p_{sim} \times \log_2 p_{sim} - p_{nao} \times \log_2 p_{nao}$$

- E(S) Entropia corresponde à informação necessária para classificar os dados de treinamento de S amostras (instância);
- p_{sim} é a probabilidade de que uma amostra aleatória pertença à classe maupagador = sim;
- ϕ p_{nao} é a probabilidade de que uma amostra aleatória pertença à classe maupagador = \tilde{nao} .





Entropia no Algoritmo ID3

- Para ilustrar, considere um conjunto S com 14 registros de algum conceito booleano:
 - √ 4 positivos
 - √ 9 negativos
- Dogo, a Entropia desse conjunto é dada por:

$$E(S) = -\frac{9}{14}\log_2\frac{9}{14} - \frac{5}{14}\log_2\frac{5}{14} = 0.94$$





Entropia no Algoritmo ID3

- Em outros casos, note:
 - Para [7+, 7-]

$$E(S) = -\frac{7}{14}\log_2\frac{7}{14} - \frac{7}{14}\log_2\frac{7}{14} = 0.99... \approx 1$$
 Incerteza!

Para [0+, 14-] ou [14+, 0-]

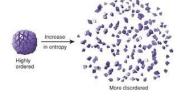
$$E(S) = -\frac{14}{14}\log_2\frac{14}{14} = 0$$
 Certeza!

 Entropia mede o nível de certeza que temos sobre um evento





Cálculo do Ganho de Informação



- Ganho de informação é a redução esperada da entropia ao utilizarmos um determinado atributo da árvore;
- Ganho de informação mede a redução na Entropia, ao se selecionar um determinado atributo;
- Detalhamento do Algoritmo descrito no livro do Navathe.





Ferramentas para Mineração de Dados

- Kate
- Knowledege SEEKER
- Business Miner
- QueryObject
- Data Surveyour
- DBMiner
- Intellingent Miner
- Enterprise Miner