# Inteligência Artificial Tópico 04 - Parte 03 Aprendizado de Máquina - Experimentos e Weka

Profa. Dra.  $\mathcal{P}$ riscila  $\mathcal{T}$ iemi  $\mathbb{N}$ aeda  $\mathcal{S}$ aito  $\mathbb{P}$  priscilasaito  $\mathbb{P}$ ufscar.br

#### Roteiro

- Aprendizado de Máquina
  - Experimentos

 É uma área de IA cujo objetivo é o desenvolvimento de técnicas computacionais sobre o aprendizado, bem como a construção de sistemas capazes de adquirir conhecimento de forma automática

- Duas importantes áreas do AM são
  - classificação (aprendizado supervisionado)
  - agrupamento (aprendizado não-supervisionado)

- Um artigo típico de AM propõe
  - ▶ um novo algoritmo
  - uma modificação em um algoritmo existente
  - um novo pré-processamento
  - um novo pós-processamento

#### Hipótese implícita

a nova proposta produz uma melhora no desempenho em comparação aos algoritmos da literatura

- A avaliação em um artigo típico de AM
  - usa um conjunto de datasets de teste
  - usa medidas de avaliação apropriadas
  - estabelece as conclusões com base nos datasets e nas medidas de avaliação

#### Teorema "no free lunch"

Lembrando que: não é possível encontrar um algoritmo que seja o melhor para todos os problemas

• Como podemos verificar a hipótese de que o desempenho será melhorado com a nova proposta?

- Questões a serem tratadas?
  - dados dois algoritmos de aprendizado A e B e um dataset, qual é o melhor algoritmo?
  - dados vários algoritmos de aprendizado e vários datasets, qual deles é o melhor?
    - ★ há diferença entre os resultados dos algoritmos?

#### Questões a serem tratadas

	Alg. 1	Alg. 2	Alg. 3	Alg. 4	Alg. 5	Alg. 6	Alg. 7
aud	25.3	76.0	68.4	69.6	79.0	81.2	57.7
aus	55.5	81.9	85.4	77.5	85.2	83.3	85.7
bal	45.0	76.2	87.2	90.4	78.5	81.9	79.8
bpa	58.0	63.5	60.6	54.3	65.8	65.8	68.2
bps	51.6	83.2	82.8	78.6	80.1	79.0	83.3
bre	65.5	96.0	96.7	96.0	95.4	95.3	96.0
cmc	42.7	44.4	46.8	50.6	52.1	49.8	52.3
gls	34.6	66.3	66.4	47.6	65.8	69.0	72.6
h-c	54.5	77.4	83.2	83.6	73.6	77.9	79.9
hep	79.3	79.9	80.8	83.2	78.9	80.0	83.2
irs	33.3	95.3	95.3	94.7	95.3	95.3	94.7
krk	52.2	89.4	94.9	87.0	98.3	98.4	98.6
lab	65.4	81.1	92.1	95.2	73.3	73.9	75.4
led	10.5	62.4	75.0	74.9	74.9	75.1	74.8
lym	55.0	83.3	83.6	85.6	77.0	71.5	79.0
mmg	56.0	63.0	65.3	64.7	64.8	61.9	63.4
mus	51.8	100.0	100.0	96.4	100.0	100.0	99.8
mux	49.9	78.6	99.8	61.9	99.9	100.0	100.0
pmi	65.1	70.3	73.9	75.4	73.1	72.6	76.0
prt	24.9	34.5	42.5	50.8	41.6	39.8	43.7
seg	14.3	97.4	96.1	80.1	97.2	96.8	96.1
sick	93.8	96.1	96.3	93.3	98.4	97.0	96.7
soyb	13.5	89.5	90.3	92.8	91.4	90.3	76.2
tao	49.8	96.1	96.0	80.8	95.1	93.6	88.4
thy	19.5	68.1	65.1	80.6	92.1	92.1	86.3
veh	25.1	69.4	69.7	46.2	73.6	72.6	72.2
vote	61.4	92.4	92.6	90.1	96.3	96.5	95.4
vow	9.1	99.1	96.6	65.3	80.7	78.3	87.6
wne	39.8	95.6	96.8	97.8	94.6	92.9	96.3
Z00	41.7	94.6	92.5	95.4	91.6	92.5	92.6
Avq	44.8	80.0	82.4	78.0	82.1	81.8	81.7

- Grandes variações na acurácia de diferentes classificadores!
- O algoritmo 3 é o melhor porque ele obtém a melhor média?

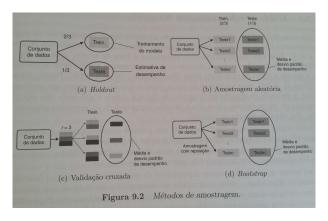
#### Questões a serem tratadas

	Alg. 1	Alg. 2	Alg. 3	Alg. 4	Alg. 5	Alg. 6	Alg. 7
aud	25.3	76.0	68.4	69.6	79.0	81.2	57.7
aus	55.5	81.9	85.4	77.5	85.2	83.3	85.7
bal	45.0	76.2	87.2	90.4	78.5	81.9	79.8
bpa	58.0	63.5	60.6	54.3	65.8	65.8	68.2
bps	51.6	83.2	82.8	78.6	80.1	79.0	83.3
bre	65.5	96.0	96.7	96.0	95.4	95.3	96.0
cmc	42.7	44.4	46.8	50.6	52.1	49.8	52.3
gls	34.6	66.3	66.4	47.6	65.8	69.0	72.6
h-c	54.5	77.4	83.2	83.6	73.6	77.9	79.9
hep	79.3	79.9	80.8	83.2	78.9	80.0	83.2
irs	33.3	95.3	95.3	94.7	95.3	95.3	94.7
krk	52.2	89.4	94.9	87.0	98.3	98.4	98.6
lab	65.4	81.1	92.1	95.2	73.3	73.9	75.4
led	10.5	62.4	75.0	74.9	74.9	75.1	74.8
lym	55.0	83.3	83.6	85.6	77.0	71.5	79.0
mmg	56.0	63.0	65.3	64.7	64.8	61.9	63.4
mus	51.8	100.0	100.0	96.4	100.0	100.0	99.8
mux	49.9	78.6	99.8	61.9	99.9	100.0	100.0
pmi	65.1	70.3	73.9	75.4	73.1	72.6	76.0
prt	24.9	34.5	42.5	50.8	41.6	39.8	43.7
seg	14.3	97.4	96.1	80.1	97.2	96.8	96.1
sick	93.8	96.1	96.3	93.3	98.4	97.0	96.7
soyb	13.5	89.5	90.3	92.8	91.4	90.3	76.2
tao	49.8	96.1	96.0	80.8	95.1	93.6	88.4
thy	19.5	68.1	65.1	80.6	92.1	92.1	86.3
veh	25.1	69.4	69.7	46.2	73.6	72.6	72.2
vote	61.4	92.4	92.6	90.1	96.3	96.5	95.4
vow	9.1	99.1	96.6	65.3	80.7	78.3	87.6
wne	39.8	95.6	96.8	97.8	94.6	92.9	96.3
	41.7	94.6	92.5	95.4	91.6	92.5	92.6
Z00	41.7						

- O algoritmo 4 é o vencedor em 8 problemas com média de 78.0
- O algoritmo 2 é o vencedor para 4 problemas com média 80.0
- Qual o melhor entre eles?

- Amostragem
  - Resubstitution
  - Holdout e amostragem aleatória
  - Validação cruzada
    - ★ k-fold cross-validation
    - ★ k-fold stratified cross-validation
    - ★ Leave-one-out
  - Bootstrap

#### Amostragem



#### Amostragem - Substitution

- Utiliza o mesmo conjunto de amostras no treinamento e avaliação do modelo
- Produz estimativas otimistas, uma vez que todos os algoritmos de AM tentam melhorar de alguma forma o seu desempenho preditivo nessas amostras durante a fase indutiva
- Deve-se utilizar métodos de amostragem alternativos para obter estimativas de desempenho preditivo mais confiáveis, definindo os subconjuntos de treinamento e de teste

#### Amostragem - Holdout

- Divide-se o conjunto de dados em uma proporção de p para treinamento e (1-p) para teste
- Normalmente, emprega-se  $p = \frac{2}{3}$
- Amostragem aleatória (random subsampling)
  - realiza diversas partições aleatórias e obtém média de desempenho em holdout
  - torna os resultados menos dependentes da partição realizada

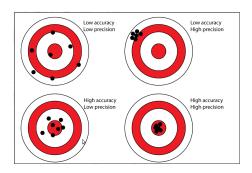
- k-fold cross-validation
  - ightharpoonup conjunto de amostras é dividido em k subconjuntos de tamanho pprox igual
  - ▶ as amostras de k-1 partições são utilizadas no treinamento do modelo
  - o modelo é testado na partição restante
  - o processo é repetido k vezes, utilizando em cada iteração uma partição diferente para teste
  - desempenho final do modelo é dado pela média dos desempenhos observados sobre cada subconjunto de teste

- k-fold cross-validation estratificado
  - mantém em cada partição a proporção de amostras de cada classe semelhante à proporção contida no conjunto de dados total
  - exemplo:
    - \* se o conjunto de dados original tem 20% das amostras na classe  $c_1$  e 80% na classe  $c_2$
    - \* cada partição também procura manter essa proporção, apresentando 20% de suas amostras na classe  $c_1$  e 80% na classe  $c_2$

- Leave-one-out
  - caso em que k = n, em que n representa o número de amostras disponíveis
  - a cada iteração, uma amostra é separada para teste, enquanto as k-1 amostras restantes são utilizadas no treinamento do modelo
  - o desempenho é dado pela soma dos desempenhos verificados para cada amostra de teste individual
  - produz uma estimativa mais fiel do desempenho preditivo do modelo
  - computacionalmente caro e geralmente aplicado somente em amostras de dados pequenas

- Bootstrap
  - a partir do conjunto de dados original, k subconjuntos de treinamento são gerados
  - as amostras s\u00e3o selecionadas aleatoriamente do conjunto de dados original, com reposi\u00e7\u00e3o
    - uma amostra pode estar presente em um determinado subconjunto de treinamento mais de uma vez
  - as amostras não selecionadas compõem os subconjuntos de teste
  - o resultado final é dado pela média do desempenho observado em cada subconjunto de teste
  - ▶ normalmente, adota-se  $k \ge 100$ 
    - ★ ideia → repetir o experimento um número alto de vezes e estimar o desempenho nesses experimentos replicados
  - processo custoso e aplicado em amostras de dados pequenas

• Acurácia e precisão



#### Matriz de Confusão

- Matriz que permite visualizar as principais confusões do sistema
- Considere um sistema com 3 classes, 100 exemplos por classe

100% de classificação

	$c_1$	<i>c</i> <sub>2</sub>	<i>c</i> <sub>3</sub>
<i>c</i> <sub>1</sub>	100		
<i>c</i> <sub>2</sub>		100	
<i>c</i> <sub>3</sub>			100

Erros de classificação

Ellos de classificação					
	$c_1$	<i>c</i> <sub>2</sub>	<i>c</i> <sub>3</sub>		
<i>c</i> <sub>1</sub>	90	10			
<i>c</i> <sub>2</sub>		100			
<i>c</i> <sub>3</sub>	5		95		

ullet 10 ullet 10 exemplos de  $C_1$  foram classificados como  $C_2$ 

#### Matriz de Confusão

		Predicted		
		Negative	Positive	
Actual	Negative	a	b	
Actual	Positive	С	d	

- a: número de predições corretas que uma instância é negativa (TN)
- b: número de predições incorretas que uma instância e positiva (FP)
- c: número de predições incorretas que uma instância é negativa (FN)
- d: número de predições corretas que uma instância é positiva (TP)

#### Medidas

Acurácia 
$$\rightarrow$$
 Acc  $=\frac{(a+d)}{a+b+c+d}$   
Recall (R) ou true positive (TP) rate  $\rightarrow$  TPR  $=\frac{d}{(c+d)}$   
false positive (FP) rate  $\rightarrow$  FPR  $=\frac{b}{(a+b)}$   
true negative (TN) rate  $\rightarrow$  TNR  $=\frac{a}{(a+b)}$   
false negative (FN) rate  $\rightarrow$  FNR  $=\frac{c}{(c+d)}$   
Precision  $\rightarrow$  P  $=\frac{d}{(b+d)}$   
F-score  $=\frac{2(R\cdot P)}{(R+P)}$ 

- Eficácia x Eficiência
- Outra métrica é também importante:
  - quão fácil é usar a técnica em questão, ou quantos graus de liberdade é preciso controlar para se chegar no desempenho desejado

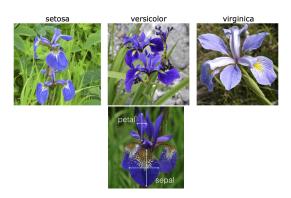
#### Weka

- Ferramenta e biblioteca para tarefas de aprendizado de máquina
- Possui grande quantidade de algoritmos de aprendizado de máquina
- Implementado na linguagem Java
- Versão weka-3-6-11
  - http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/downloading.html
- Datasets
  - www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index\_datasets.html
- java -jar weka.jar



#### Weka

Dataset Iris



#### Weka

- Formato do arquivo de treinamento/testes:
  - formato ARFF: Attribute-Relation File Format

```
Cabeçalho do arquivo
Orelation (DatasetName)
@attribute (AtribName<sub>1</sub>) (AtribType<sub>1</sub>)
@attribute (AtribName<sub>2</sub>) (AtribType<sub>2</sub>)
Qattribute (AtribName_N) (AtribType_N)
@attribute (Class) \{(Class_1, Class_2, ..., Class_N)\}
\mathbb{Q}data (Atrib<sub>1</sub>), (Atrib<sub>2</sub>), ..., (Atrib<sub>N</sub>), (Class)
```

#### Weka

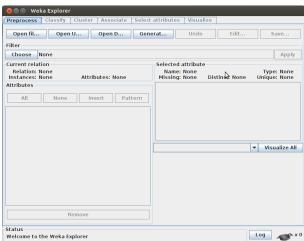
• Formato do arquivo de treinamento/testes:

```
Exemplo
Orelation Activity_Recognition
@attribute 'valor1' real
@attribute 'valor2' real
@attribute 'valor3' real
Oattribute 'class' {0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10}
@data
0.24679, 0.210083, 0.0873606, 0
0.546452, 0.811992, 0.0163704, 1
0.745887, 0.114372, 0.0957822, 3
0.245887, 0.214372, 0.0857822, 0
```

#### Weka

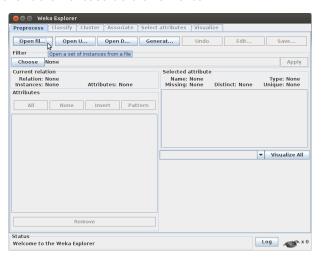
Interface para testes



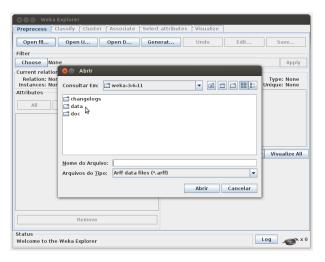


Tóp.04-03-AM-Exps-Weka

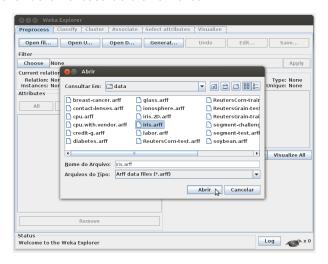
#### Weka



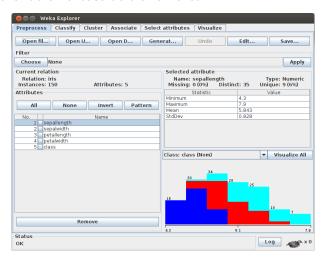
#### Weka



#### Weka

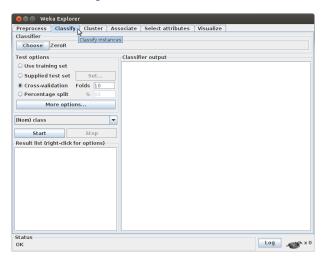


#### Weka



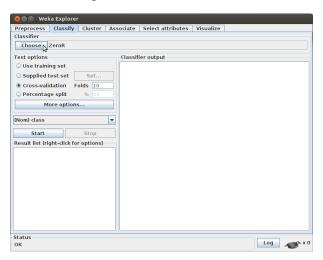
#### Weka

Selecionando um algoritmo



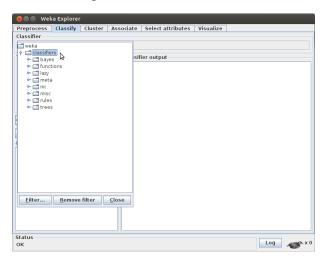
#### Weka

Selecionando um algoritmo



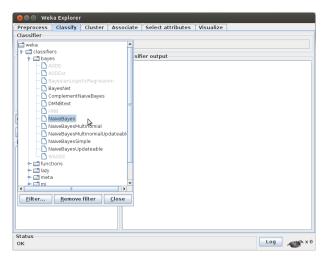
#### Weka

Selecionando um algoritmo



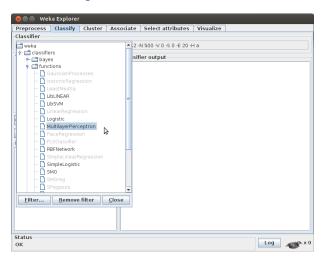
#### Weka

• Selecionando um algoritmo



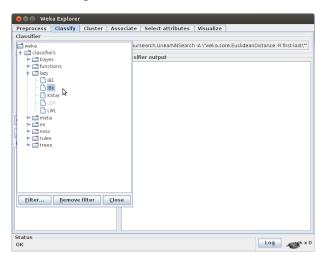
#### Weka

• Selecionando um algoritmo



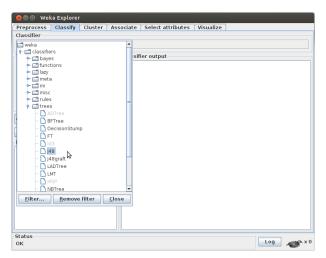
#### Weka

Selecionando um algoritmo



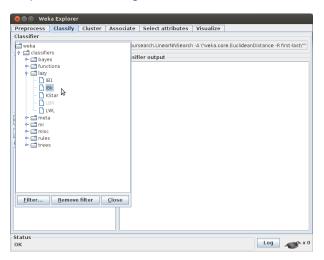
#### Weka

Selecionando um algoritmo



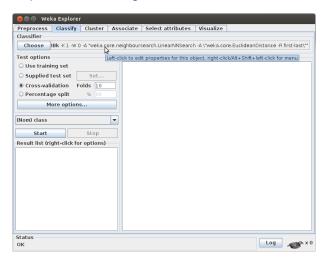
#### Weka

Alterando parâmetros do algoritmo



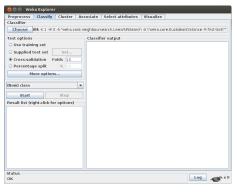
#### Weka

• Alterando parâmetros do algoritmo



#### Weka

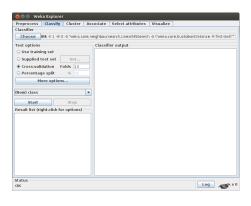
• Alterando parâmetros do algoritmo

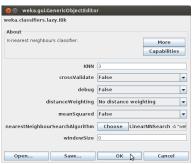




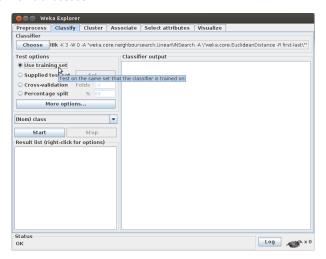
#### Weka

• Alterando parâmetros do algoritmo

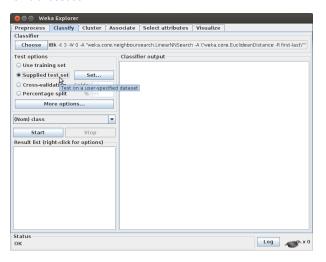




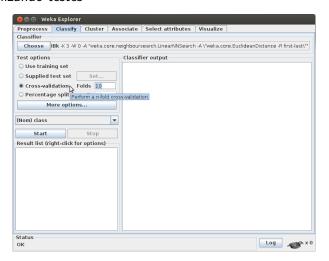
#### Weka



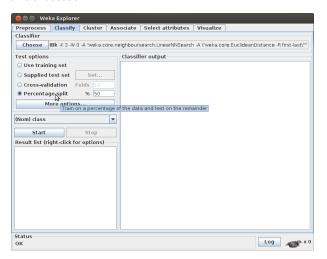
#### Weka



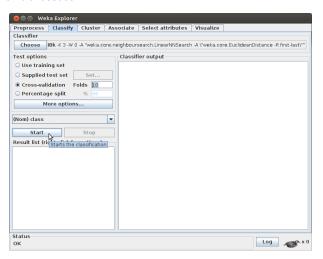
#### Weka



#### Weka

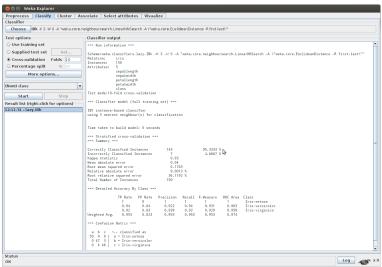


#### Weka



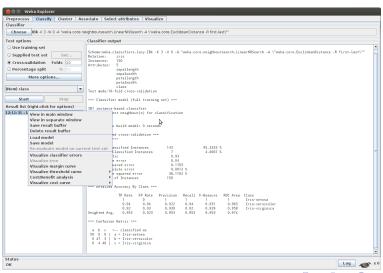
#### Weka

Realizando testes



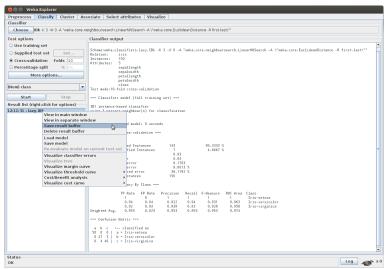
31 / 38

#### Weka



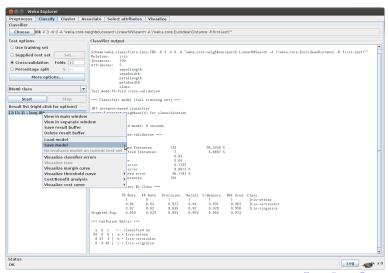
#### Weka

Realizando testes



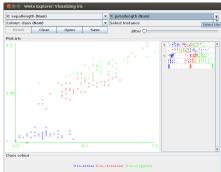
31 / 38

#### Weka



#### Visualizando resultados





#### Weka



#### Weka



```
● ® SimpleCLI
Welcome to the WEKA SimpleCLI
Enter commands in the textfield at the bottom of
the window. Use the up and down arrows to move
through previous commands.
Command completion for classnames and files is
initiated with <Tab>. In order to distinguish
between files and classnames, file names must
be either absolute or start with './' or '~/'
(the latter is a shortcut for the home directory).
<Alt+BackSpace> is used for deleting the text
in the commandline in chunks.
> help
Command must be one of:
        iava <classname> <args> [ > file]
       break
       kill
       cls
        history
        exit
        help <command>
```

#### Weka



```
● ® SimpleCLI
Welcome to the WEKA SimpleCLI
Enter commands in the textfield at the bottom of
the window. Use the up and down arrows to move
through previous commands.
Command completion for classnames and files is
initiated with <Tab>. In order to distinguish
between files and classnames, file names must
be either absolute or start with './' or '~/'
(the latter is a shortcut for the home directory).
<Alt+BackSpace> is used for deleting the text
in the commandline in chunks.
> help
Command must be one of:
        iava <classname> <args> [ > file]
       kill
       cls
        history
        exit
        help <command>
java weka.classifiers.trees.J48 -t data/iris.arff
```

#### Weka

```
iava weka, classifiers, trees, J48 -t data/iris, arff
 J48 pruned tree
petalwidth <= 0.6: Iris-setosa (50.0)
petalwidth > 0.6
   petaloidth == 1.7
      petallength <= 4.9: Iris-versicolor (48.0/1.0)
     petallength > 4.9
        | petalwidth <= 1.5: Iris-virginica (3.0)
| netalwidth > 1.5: Iris-versicolor (3.0/1.0)
    petalwidth > 1.7: Iris-virginica (46.0/1.0)
Number of Leaves : 5
Time taken to build model: 0 seconds
*** Error on training data ***
Correctly Classified Instances
                                         0.97
                                         0.0233
Root mean squared error
Root relative squared error
                                       22,5089 %
 0 49 1 | b = Iris-setosa
 0 2 48 | c = Iris-virginica
--- Stratified cross-validation ---
                                         0.035
Root mean squared error
                                         0.1586
                                         7,8705 %
Total Number of Instances
--- Confusion Matrix ---
 49 1 0 | a = Iris-setosa
 0 2 48 | c = Iris-virginica
```

#### Weka

- weka.classifiers.Classifier
  - trees.J48
  - bayes.NaiveBayes
  - functions.MultilayerPerceptron
  - ► lazy.IBk
    - ★ lazy.IBk -K 1

java weka.classifiers.trees.J48 -t data/iris.arff -i

#### Weka

java weka.classifiers.trees.J48 -t data/iris.arff -i

java weka.classifiers.bayes.NaiveBayes -K -t data/iris-train.arff -T iris-test.arff -p 0

java weka.classifiers.trees.J48 -t data/iris.arff -i -k -d J48-data.model > &! J48-data.out &

java weka.classifiers.trees.J48 -l J48-data.model -T new-data.arff

java weka.classifiers.trees.J48 -t test.arff > j48.txt

### Weka

### WekaManual.pdf

-t	especifica o arquivo de treinamento (.arff)
-T	especifica o arquivo de teste (.arff). Se não definir tal parâmetro, faz 10-fold cross-validation
-x	determina o número de folds para cross-validation
-d	salva o modelo após o treinamento
-1	carrega o modelo salvo
-p #	exibe as predições e um atributo (0 para none) para todas as amostras de teste, se um arquivo de teste é especificado
-i	exibe uma descrição de desempenho mais detalhada (precisão, revocação, taxas true e false positive)