Introdução ao Aprendizado de Máquina

Lucas Gonçalves de Moura Leite

Apresentação

- Lucas Gonçalves de Moura Leite
 - Graduado em Ciência da Computação (UFC 2009-2013)
 - Mestrado em Ciência da Computação (UFC 2014-2016)
 - Lógica Sistemas Multiagentes
 - Doutorado em andamento Ciência da Computação Computação (UFC 2017-)
 - Aprendizado de Máquina
 - \rightarrow 2016 2018
 - Laboratório de Sistemas e Banco de Dados Aprendizado de máquina para predição de falhas em discos rígidos
 - ▶ 2018 Presente
 - Instituto Atlântico
 - Professor



- Aprendizado de Máquina (Machine Learning)
 - "Dotar o computador da capacidade de realizar uma tarefa sem que este tenha sido explicitamente programado para isso"



- Aprendizado de Máquina (Machine Learning)
 - "Dotar o computador da capacidade de realizar uma tarefa sem que este tenha sido explicitamente programado para isso"
 - Aprender através da experiência (aprender com os erros)



- Aprendizado de Máquina (Machine Learning)
 - "Dotar o computador da capacidade de realizar uma tarefa sem que este tenha sido explicitamente programado para isso"
 - Aprender através da experiência (aprender com os erros)
 - Experiência = Dados (exemplos)



- O estudo de programas que podem aprender a partir de exemplos
- Algoritmos de AM tem a capacidade de generalizar a partir de uma série de exemplos



- Realizar tarefas através da estratégia tradicional de fazer código
 - Baseado na utilização de regras
- Tarefas difícieis
 - Reconhecimento de face
 - Reconhecimento de sentenças (speech to text)

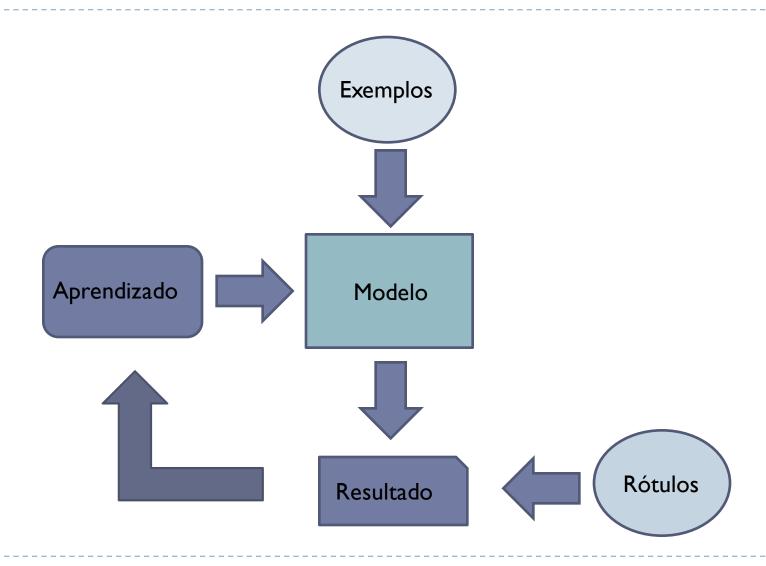


Aprender a partir de exemplos

- Geração de um conjunto de exemplos rotulados
- Conjunto de treinamento
- Aprender regras e utilizar para exemplos não vistos (capacidade de generalização)



Processo de Treinamento



- Estatística
- Computação
- Otimização

Neste Curso

- Entender os conceitos básicos de AM
- Como aplicar alguns dos algoritmos AM mais populares
- Introdução ao scikit-learn (python)
- Para maior aprofundamento nos conceitos apresentados aqui
 - Machine Learning (coursera.org)



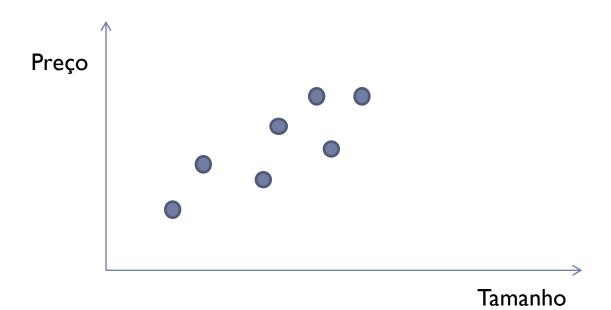
- Paradigmas de Aprendizado
 - Aprendizado Supervisionado
 - Aprendizado Não-Supervisionado



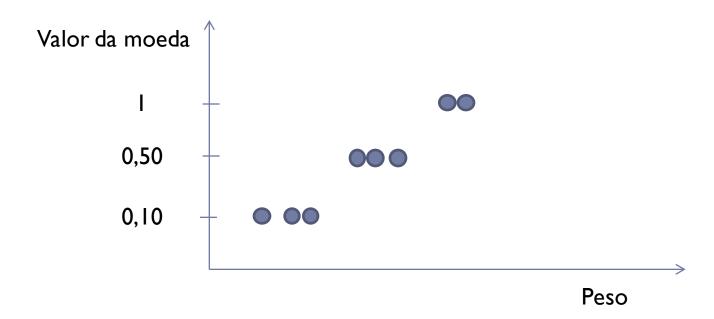
Aprender através de dados rotulados



- Aprender através de dados rotulados
 - Exemplo
 - Preço de imóveis



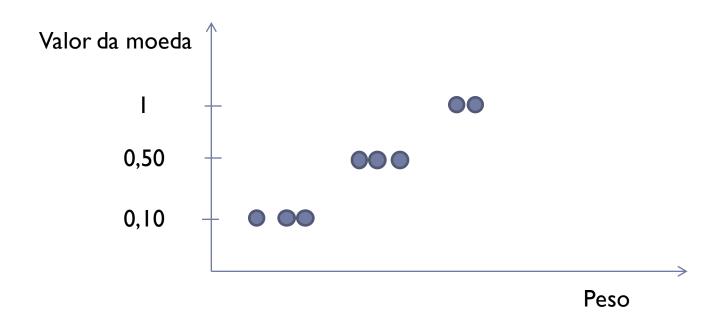
- Aprender através de dados rotulados
 - Exemplo
 - Máquina de refrigerante



Aprender através de dados não rotulados



- Aprender através de dados não rotulados
 - Exemplo

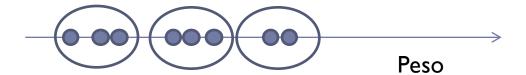


- Aprender através de dados não rotulados
 - Exemplo





- Aprender através de dados não rotulados
 - Exemplo



Como aplicar AM

Representação

- Escolha dos atributos
- Escolha do classificador

Avaliação

Critério de avaliação do seu método

Otimização

 Encontrar os melhores parâmetros para otimizar o critério de desempenho



Representação

Extração de atributos (features)

Email

To: Chris Brooks
From: Daniel Romero

Subject: Next course offering

Hi Daniel,

Could you please send the outline for the next course offering? Thanks! -- Chris



Feature	Count
to	1
chris	2
brooks	1
from	1
daniel	2
romero	1
the	2

Imagem





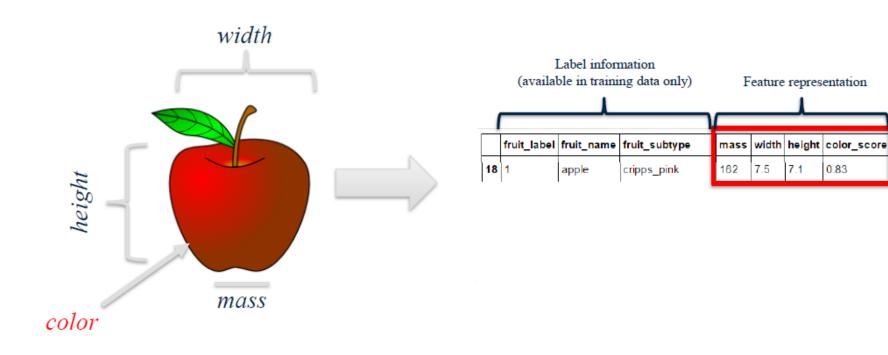
Peixe





Value
Yes
Orange
Yes
White
Black
4.3 cm

Atributos



Representação

- Escolha do método de AM
 - Muitas opções
 - Critérios
 - Complexidade
 - Interpretabilidade
 - ▶ Custo computacional

Avaliação

- ▶ Como verificar a qualidade do seu modelo
 - Vários Critérios
 - Natureza do tarefa (classificação, regressão ...)
 - Características dos dados
 - Natureza da aplicação

Otimização

- Performance do modelo depende das escolhas da etapa de representação
 - Atributos
 - Quantos e quais
 - Método de AM
 - ▶ Natureza e parâmetros

AM com Python

- Distribuição Anaconda
 - Scikit Learn
 - Pandas
 - Numpy
 - SciPy
 - Matplotlib

Scikit Learn

scikit-learn: Python Machine Learning Library

- scikit-learn Homepage <u>http://scikit-learn.org/</u>
- scikit-learn User Guide http://scikit-learn.org/stable/user_guide.html
- scikit-learn API reference <u>http://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html</u>
- In Python, we typically import classes and functions we need like this:

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier



SciPy Library: Scientific Computing Tools



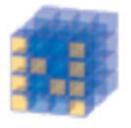
http://www.scipy.org/

- Provides a variety of useful scientific computing tools, including statistical distributions, optimization of functions, linear algebra, and a variety of specialized mathematical functions.
- With scikit-learn, it provides support for sparse matrices, a way to store large tables that consist mostly of zeros.
- Example import: import scipy as sp



Numpy

NumPy: Scientific Computing Library



http://www.numpy.org/

- Provides fundamental data structures used by scikit-learn, particularly multi-dimensional arrays.
- Typically, data that is input to scikit-learn will be in the form of a NumPy array.
- Example import: import numpy as np



Pandas

Pandas: Data Manipulation and









Shttp://pandas.pydata.org/

- Provides key data structures like DataFrame
- Also, support for reading/writing data in different **formats**
- Example import: import pandas as pd



Matplotlib

matplotlib and other plotting libraries



We typically use matplotlib's pyplot module:

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

 We also sometimes use the seaborn visualization library (http://seaborn.pydata.org/)

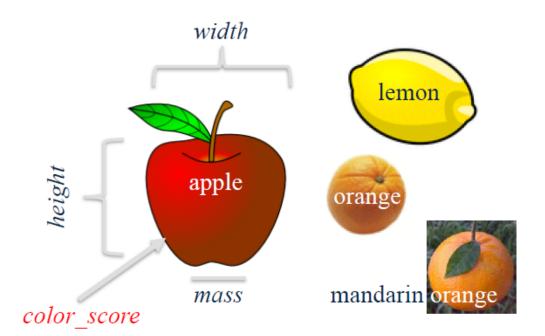
```
import seaborn as sn
```

And sometimes the graphviz plotting library:

```
import graphviz
```



Uma Aplicação Simples



	fruit_label	fruit_name	fruit_subtype	mass	width	height	color_score
0	1	apple	gran ny_smith	192	8.4	7.3	0.55
1	1	apple	gran ny_smith	180	8.0	6.8	0.59
2	1	apple	gran ny_smith	176	7.4	7.2	0.60
3	2	mandarin	mandarin	86	6.2	4.7	0.80
4	2	mandarin	mandarin	84	6.0	4.6	0.79
5	2	mandarin	mandarin	80	5.8	4.3	0.77
6	2	mandarin	mandarin	80	5.9	4.3	0.81
7	2	mandarin	mandarin	76	5.8	4.0	0.81
8	1	apple	brae burn	178	7.1	7.8	0.92
9	1	apple	brae burn	172	7.4	7.0	0.89
10	1	apple	brae burn	166	6.9	7.3	0.93
11	1	apple	brae burn	172	7.1	7.6	0.92
12	1	apple	brae burn	154	7.0	7.1	0.88
13	1	apple	golden_delicious	164	7.3	7.7	0.70
14	1	apple	golden_delicious	152	7.6	7.3	0.69
15	1	apple	golden_delicious	156	7.7	7.1	0.69
16	1	annle	nolden delicious	156	7.6	7.5	0.67

fruit_data_with_colors.txt

Dados

Rótulo ou Label

Atributos ou features

Exemplo ou instância

	fruit_label	uit_name	fruit_subtype	mass	width	height	color_score
0	1	pple	granny_smith	192	8.4	7.3	0.55
4	4	and a		100	0.0	e n	0.50
2	1	pple	granny_smith	176	7.4	7.2	0.60
3	2	nandarin	mandarin	86	6.2	4.7	0.80
4	2	nandarin	mandarin	84	6.0	4.6	0.79
5	2	nandarin	mandarin	80	5.8	4.3	0.77
6	2	nandarin	mandarin	80	5.9	4.3	0.81
7	2	nandarin	mandarin	76	5.8	4.0	0.81
8	1	pple	braeburn	178	7.1	7.8	0.92
9	1	pple	braeburn	172	7.4	7.0	0.89
1	1	pple	braeburn	166	6.9	7.3	0.93
1	1	pple	braeburn	172	7.1	7.6	0.92
1	1	pple	braeburn	154	7.0	7.1	0.88
1	1	pple	golden_delicious	164	7.3	7.7	0.70
1	1	pple	golden_delicious	152	7.6	7.3	0.69
1	1	pple	golden_delicious	156	7.7	7.1	0.69
1	1	pple	golden_delicious	156	7.6	7.5	0.67
1	1	pple	golden_delicious	168	7.5	7.6	0.73
1	1	pple	cripps_pink	162	7.5	7.1	0.83
1	1	pple	cripps_pink	162	7.4	7.2	0.85
n	d		animum mints	100	7.5	7 -	nnc

Carregando os dados

```
%matplotlib notebook
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
fruits = pd.read_table('fruit_data_with_colors.txt')
```

fruits.shape

(59, 7)

fruits.head(2)

	fruit_label	fruit_name	fruit_subtype	mass	width	height	color_score
0	1	apple	granny_smith	192	8.4	7.3	0.55
1	1	apple	granny_smith	180	8.0	6.8	0.59



Estruturas de Dados

Python

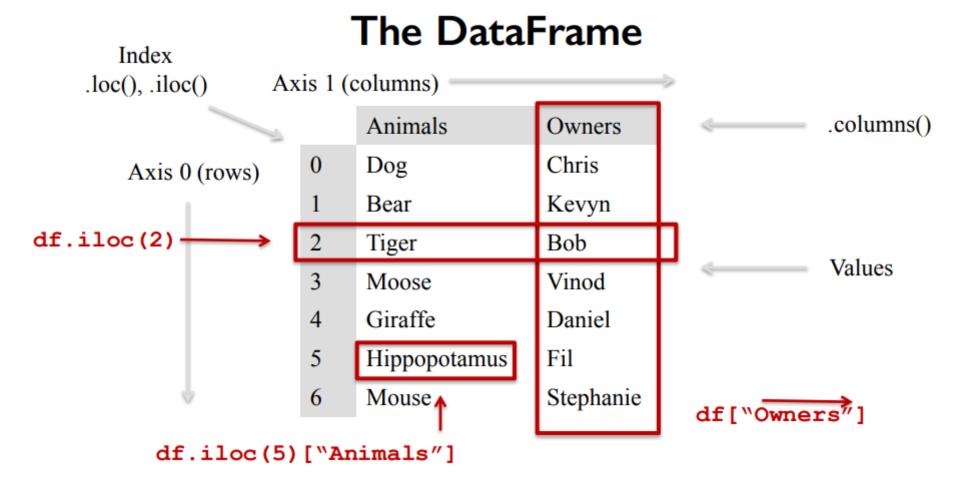
- Listas (Vetores e Matrizes)
- Dicionário

Pandas

- Series
 - Lista e dicionário
 - Itens ordenados e existem labels que podem ser usados para fazer consultas
- DataFrame (.DataFrame)
 - Multidimensional
 - Itens ordenados
 - Possibilita consulta em linhas e colunas



DataFrame



Selecionando linhas e colunas

	fruit_label	fruit_name	fruit_subtype	mass	width	height	color_score
0	1	apple	granny_smith	192	8.4	7.3	0.55
1	1	apple	granny_smith	180	8.0	6.8	0.59
2	1	apple	granny_smith	176	7.4	7.2	0.60
3	2	mandarin	mandarin	86	6.2	4.7	0.80
4	2	mandarin	mandarin	84	6.0	4.6	0.79

Coluna 'mass'

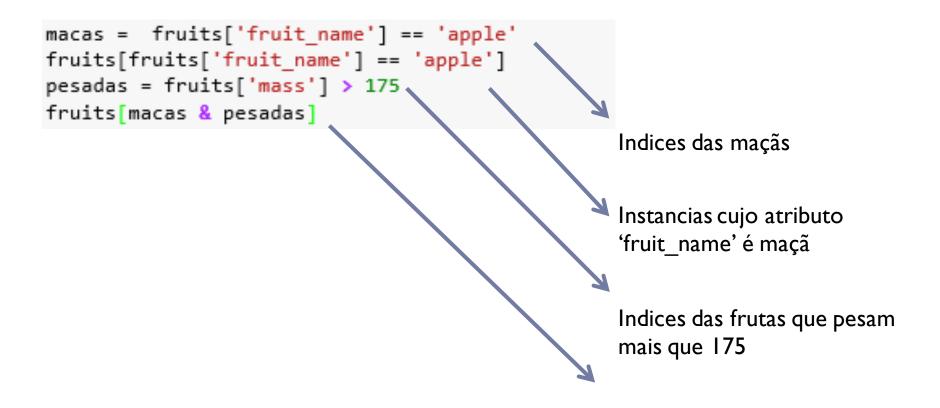
```
fruits['mass']
fruits[:3]
fruits['mass'][:3]
freq = fruits['fruit_name'].value_counts()
freq.plot(kind = 'bar')
plt.show()
```

3 primeiras linhas

3 primeiras linhas da coluna 'mass'

Contagem de ocorrências do atributo 'fruit_name'

Selecionando linhas e colunas



Maçãs que pesam mais que 175

Plotando os dados

```
X1 = fruits['width']
X2 = fruits['height']
plt.scatter(X1, X2, c = y)
plt.show()
pd.scatter_matrix(X, c= y, figsize=(9,9))
```



Treino x Teste

- Aprendizado de máquina
 - Capacidade de generalização
 - Como verificar ?



Treino x Teste

```
# plotting a scatter matrix
from matplotlib import cm

X = fruits[['height', 'width', 'mass', 'color_score']]
y = fruits['fruit_label']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, random_state=0)
```



Treino x Teste

X				ı	У	X_train		y_train		X_test				y_test					
_		width	-	_			In adults												
	7.3	8.4	192	0.55	0	1		_		color_score	40	-		_	_		color_score	2.5	_
1		8.0	180	0.59	1	1	42 7.2	7.2	154	0.82	42	3	-	9.2	9.6		0.74	26	3
2	7.2	7.4	176	0.60	2	1	48 10.1	7.3	174	0.72	48	4		7.9	7.1	150	0.75	35	3
3	4.7	6.2	86	0.80	3	2	7 4.0	5.8	76	0.81	7	2	43	10.3	7.2	194	0.70	43	4
4	4.6	6.0	84	0.79	4	2	14 7.3	7.6	152	0.69	14	1	28	7.1	6.7	140	0.72	28	3
5	4.3	5.8	80	0.77	5	2	32 7.0	7.2	164	0.80	32	3	11	7.6	7.1	172	0.92	11	1
6	4.3	5.9	80	0.81	6	2	49 8.7	5.8	132	0.73	49	4	2	7.2	7.4	176	0.60	2	1
7	4.0	5.8	76	0.81	7	2	29 7.4	7.0	160	0.81	29	3	34	7.8	7.6	142	0.75	34	3
8	7.8	7.1	178	0.92	8	1	37 7.3	7.3	1	0.79	37	3	46	10.2	7.3	216	0.71	46	4
9	7.0								_ /	9.73	56	4	40	7.5	7.1	154	0.78	40	3
10	7.3	X	tra	ain, X	test,	y train, y test			V	:			22	7.1	7.3	140	0.87	22	1
= train test split(X, y)			39 7.4	6.8	144	0.75	39 .	3	4	4.6	6.0	R 4	0.79	4	2				
12 7.1															" \	0.93	10	1	
13	7.7				1.5		3 4.7	6.2	86	0.80	3	2	30	7.0	7.1	П	0.79	30	3
14	7.3	7.6	152	0.69	14	1	0 7.3	8.4	192	0.55	0	1	41	8.2	7.6	180	0.79	41	3
15	7.1	7.7	156	0.69	15	1	53 8.4	6.0	120	0.74	53	4	33	8.1	7.5	190	0.74	33	3
16	7.5	7.6	156	0.67	16	1	47 9.7	7.3	196	0.72	47	4							
17	7.6	7.5	168	0.73	17	1	44 10.5	7.3	200	0.72	44	4							
18	7.1	7.5	162	0.83	18	1						100							
19	7.2	7.4	162	0.85	19	1				\neg		_	_				$\overline{}$		_
Dado Original						Conjunto de Treino						Conjunto de Teste							

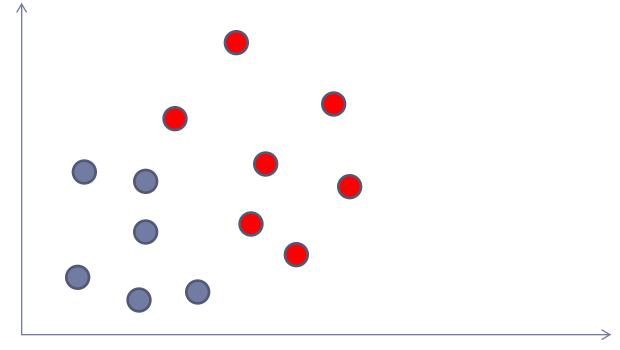
Primeiro Classificador (K-NN)

- Para um novo dado, verifica-se quais dados do conjunto de treinamento são mais semelhantes.
 - Atributos (x)
- A classe escolhida é a classe da maioria dos dados mais próximos



K-NN

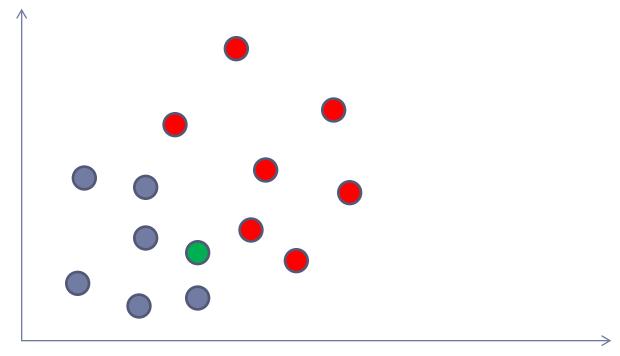




largura

K-NN





largura

- Armazena n exemplos de cada classe (conjunto de treinamento)
- Calcula a distância do novo ponto para todos o n exemplos de cada classe



- Armazena n exemplos de cada classe (conjunto de treinamento)
- Calcula a distância do novo ponto para todos o n exemplos de cada classe
- Verifica quais são os k pontos mais próximos

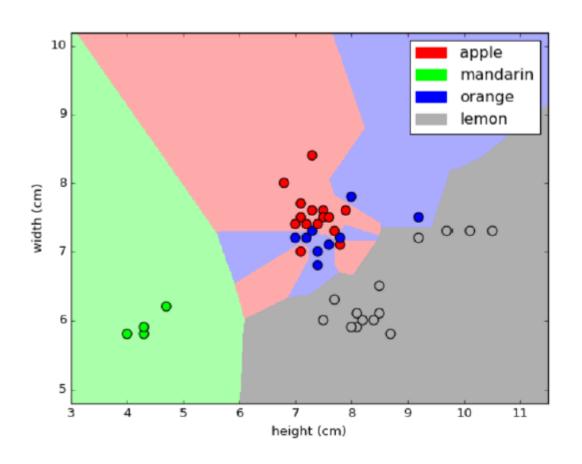


- Armazena n exemplos de cada classe (conjunto de treinamento)
- Calcula a distância do novo ponto para todos o n exemplos de cada classe
- Verifica quais são os k pontos mais próximos
- Verifica a classe destes k pontos

- Armazena n exemplos de cada classe (conjunto de treinamento)
- Calcula a distância do novo ponto para todos o n exemplos de cada classe
- Verifica quais são os k pontos mais próximos
- Verifica a classe destes k pontos
- A classe do novo dado será igual a classe da maioria



K-NN para as frutas (K=1)



K-NN no Scikit Learn

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
knn = KNeighborsClassifier(n neighbors = 5)
knn.fit(X train, y train)
knn.score(X test, y test)
# first example: a small fruit with mass 20g, width 4.3 cm, height 5.5 cm
fruit_prediction = knn.predict([[20, 4.3, 5.5]])
print(fruit prediction)
# first example: a small fruit with mass 20g, width 4.3 cm, height 5.5 cm
fruit prediction = knn.predict([[20, 4.3, 5.5]])
print(fruit_prediction)
fruit prediction = knn.predict(X test.iloc[0])
print(fruit prediction)
y test.iloc[0]
#lookup fruit_name[fruit_prediction[0]]
```

Superficie de Classificação

```
from adspy_shared_utilities import plot_fruit_knn
plot_fruit_knn(X_train, y_train, 5, 'uniform') # we choose 5 nearest neighbors
```

Variem o valor de k

Efeito de K na acurácia

```
k_range = range(1,20)
scores = []

for k in k_range:
    knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors = k)
    knn.fit(X_train, y_train)
    scores.append(knn.score(X_test, y_test))

plt.figure()
plt.xlabel('k')
plt.ylabel('accuracy')
plt.scatter(k_range, scores)
plt.xticks([0,5,10,15,20]);
```



Exercício

- Carregar os dados do dataset iris
- Visualizar os dados (escolher dois atributos)
- Fazer o scatterplot
- Classificar usando K-NN (variar distancia e k)
- Visualizar as superfícies de decisão

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.datasets import load_iris
```



Exercício

- Carregar os dados do dataset iris
- Visualizar os dados (escolher dois atributos)
- Fazer o scatterplot
- Classificar usando K-NN (variar distancia e k)
- Visualizar as superfícies de decisão



K-NN

- Vantagens
 - Simples
 - Treinamento rápido
- Desvantagens
 - Custo computacional do teste
 - Influenciado pela ordem de grandeza dos atributos