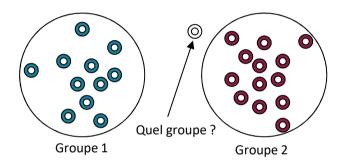


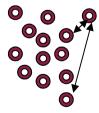


## Plan

Contexte : prédiction avec K-NN



- Notion de distance
  - Applications
  - Définition et calcul





# Qu'est-ce que la classification supervisée ?

Elle permet de **prédire** si un élément est membre d'un groupe ou d'une catégorie donné.

- Classes
  - Identification de groupes avec des profils particuliers
    - ex: sain/ malade,
    - normal / fraude
    - ...
  - Possibilité de décider de l'appartenance d'une entité à une classe

#### Caractéristiques

- Apprentissage supervisé : classes connues à l'avance
  - Pb : qualité de la classification (taux d'erreur)



## Illustration

#### **Attributs**

- •Infos sur les observations
  - Montant, heure, nb articles,...
  - Couleur voiture, nb chevaux,...
  - Age, antécédents, diagnostics,...

#### Classe

Ce que l'on veut prédire

#### **Observations**

- Tickets caisse
- Assurés
- Patients
- •Séjours

•..

| ID   | attribut1 | attribut2 | attribut3 | attribut4 | Classe |
|------|-----------|-----------|-----------|-----------|--------|
| Obs1 | 1         | Oui       | 65        | 1.1       | Non    |
| Obs2 | 1         | Non       | 15        | 1.5       | Non    |
| Obs3 | 3         | Oui       | 30        | 1.0       | Oui    |
| Obs4 | 4         | Oui       | 36        | 0.5       | Non    |
| Obs5 | 1         | Oui       | 25        | 2.0       | Non    |

ObsX 5 Oui 30 2.0 ?

Objectif : Prédire la classe de ObsX



# Exemple: comestible ou pas?

| odor | spore-print-color | habitat | cap-color | poisonous |
|------|-------------------|---------|-----------|-----------|
| n    | n                 | g       | W         | е         |
| У    | W                 | 1       | n         | р         |
| f    | h                 | р       | g         | р         |
| f    | h                 | g       | У         | р         |
| n    | n                 | g       | g         | е         |
| f    | h                 | u       | W         | р         |
| - 1  | n                 | d       | У         | e         |
| S    | W                 | I       | е         | р         |
| S    | W                 | I       | n         | р         |
| f    | h                 | d       | g         | ?         |



Source: mushroom dataset (<a href="https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/mushroom">https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/mushroom</a>)

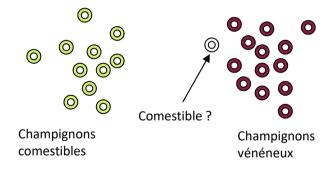
From Audobon Society Field Guide; mushrooms described in terms of physical characteristics; classification: poisonous or edible



## Principe K-NN

# Idée simple

1) calculer distance de similarité



2) regarder les K voisins plus proches (K-Nearest Neighbors)



### Distance

# Notion indispensable au clustering

# Comment définir le degré de ressemblance entre deux observations ?

 Quelle observation (obs3 ou obs6) est la plus proche de Obs4 ?

| Obs3 | 3 | Oui | 30 | 1.0 | Oui |
|------|---|-----|----|-----|-----|
| Obs6 | 5 | Non | 49 | 1.5 | Oui |
|      |   |     |    |     |     |
| Obs4 | 4 | Oui | 36 | 0.5 | Non |

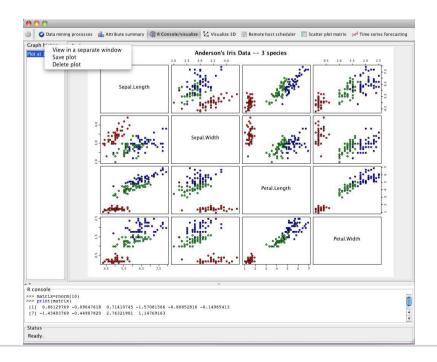
 Quel mot (Dupont ou Durant) est le plus proche de Dumont ?



# Distances: applications

## Segmentation de données

Oui 65 1.1 Non Classe 1 Obs2 15 1.5 Non Non 25 2.0 Obs5 Oui Non Obs3 30 1.0 Oui Oui Classe 2 Obs4 36 0.5 Non Oui Obs6 Non 49 Oui Classe 3





## Quelques applications

#### **Marketing**

segmentation du marché en découvrant des groupes de clients distincts à partir de bases de données d'achats.

#### **Environnement**

identification des zones terrestres similaires (en termes d'utilisation) dans une base de données d'observation de la terre.

#### **Assurance**

identification de groupes d'assurés distincts associés à un nombre important de déclarations.

#### Planification de villes

identification de groupes d'habitations suivant le type d'habitation, valeur, localisation géographique, ...

#### Médecine

Localisation de tumeurs dans le cerveau

- Nuage de points du cerveau fournis par le neurologue
- Identification des points définissant une tumeur



### Distance: définition

# Mesure la dissimilarité entre 2 objets

Distance élevée -> objets différents

# Propriétés

1. 
$$d(x, y) \ge 0$$

2. 
$$d(x, y) = 0$$
 iff  $x = y$ 

3. 
$$d(x, y) = d(y, x)$$

4. 
$$d(x, z) \le d(x, y) + d(y, z)$$



# Distance entre 2 attributs (1)

### Avant de calculer la distance entre 2 objets

| ID   | attribut1 | attribut2 | attribut3 | attribut4 | attribut5 |
|------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Obs1 | 1         | Oui       | 65        | 1.1       | Non       |
| Obs2 | 1         | Non       | 15        | 1.5       | Non       |
| Obs3 | 3         | Oui       | 30        | 1.0       | Oui       |
| Obs4 | 4         | Oui       | 36        | 0.5       | Non       |
| Obs5 | 1         | Oui       | 25        | 2.0       | Non       |
| Obs6 | 5         | Non       | 49        | 1.5       | Oui       |

#### Distance entre 2 valeurs ?

```
d('oui','non') ?
d(1.5, 1.0) ?
```



# Distance entre 2 attributs (2)

## Pour les données numériques

Ex: « age » [18,118]

$$d(a_1, a_2) = \begin{vmatrix} a_1 - a_2 \\ d_{\text{max}} \end{vmatrix} \rightarrow \text{Pour distance } \underbrace{\text{normalisée}}$$

• 
$$d(80,40) = 0,4$$

$$(d_{max} = 118 - 18 = 100)$$

• d(18,19) = 0.01

#### Pour les données binaires :

- 0 si identique, 1 sinon
- d(0,0)=d(1,1)=0
- d(0,1)=d(1,0)=1



# Distance entre 2 attributs (3)

### Pour les données qualitatives :

- Ex: 'rouge', 'vert', 'bleu', 'orange', 'noir'
- 0 si identique, 1 sinon
- d('rouge','bleu') = d('vert','bleu') = 1
- d('bleu', 'bleu') = 0

### Pour les données qualitatives ordonnées :

- Ex: 'Très satisfait', 'satisfait', 'passable', 'mécontent', 'très mécontent'
- d('très satisfait', 'très mécontent') = 1
- d('très satisfait', 'mécontent') = 0,75
- d('très satisfait', 'passable') = 0,5
- d('très satisfait', 'satisfait') = 0,25



# D'autres distances entre 2 attributs

## Entre mots

- Ex: d('dupont','dumont')
- Jaro-winkler
- Levenshtein

# Données binaires asymétriques

- Ex: test VIH: 1 infecté, 0 sinon
- 2 personnes ayant la valeur 1 sont plus proches que 2 personnes ayant la valeur 0
- Jaccard



## C'est à vous

#### Complétez le tableau du bas (distance <u>normalisée</u>)

| ID | Name   | subtype        | mass | width | height | color_score |
|----|--------|----------------|------|-------|--------|-------------|
| F1 | lemon  | spanish_belsan | 194  | 7.2   | 10.3   | 0.70        |
| F2 | lemon  | unknown        | 120  | 6.0   | 8.4    | 0.74        |
| F3 | orange | turkey_navel   | 158  | 7.2   | 7.8    | 0.77        |

|          | mass | width | height | color_score |
|----------|------|-------|--------|-------------|
| d(F1,F2) |      |       |        |             |
| d(F2,F3) |      |       |        |             |
| d(F1,F3) |      |       |        |             |



# Distance entre 2 objets (1)

| ID   | attribut1 | attribut2 | attribut3 | attribut4 | attribut5 |
|------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Obs1 | 1         | Oui       | 65        | 1.1       | Non       |
| Obs2 | 1         | Non       | 15        | 1.5       | Non       |
| Ohs3 | 3         | Oui       | 30        | 1.0       | Oui       |
| Obs4 | 4         | Oui       | 36        | 0.5       | Non       |
| Obs5 | 1         | Oui       | 25        | 2.0       | Non       |
| Obs6 | 5         | Non       | 49        | 1.5       | Oui       |

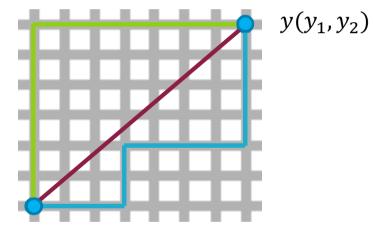
Comment combiner distances entre 2 valeurs ?



## Distance entre 2 objets (2)

# Distance d(x, y) entre deux objets $x(x_1, x_2, ..., x_n)$ et $y(y_1, y_2, ..., y_n)$

- n: nombre de dimensions
- dessin : n = 2



$$x(x_1,x_2)$$

#### Distance Euclidienne

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2}$$

Distance de Manhattan

$$d(x,y) = \sum_{i=1}^{n} |x_i - y_i|$$

#### Distance de Minkowski

$$d(x,y) = \sqrt[q]{\sum_{i=1}^{n} [x_i - y_i]^q}$$



# Exemple : distance de Manhattan

#### d(obs2,obs3)?

| ID   | attribut1 | attribut2 | attribut3 | attribut4 | attribut5 |
|------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Obs1 | 1         | Oui       | 65        | 1.1       | Non       |
| Obs2 | 1         | Non       | 15        | 1.5       | Non       |
| Obs3 | 3         | Oui       | 30        | 1.0       | Oui       |
| Obs4 | 4         | Oui       | 36        | 0.5       | Non       |
| Obs5 | 1         | Oui       | 25        | 2.0       | Non       |
| Obs6 | 5         | Non       | 49        | 1.5       | Oui       |

$$d(obs2, obs3) = d(1,3) + d('Non', 'Oui') + d(15,30) + d(1.5,1.0) + d('Non', 'Oui')$$

$$d(obs2, obs3) = \frac{|1-3|}{5-1} + 1 + \frac{|15-30|}{65-15} + \frac{|1.5-1.0|}{2.0-0.5} + 1$$

$$d(obs2, obs3) = 3,13$$



## C'est à vous!

A partir du tableau obtenu précédemment, calculez la distance de Manhattan normalisée

|          | mass | width | height | color_score | $d_{manhattan}$ |
|----------|------|-------|--------|-------------|-----------------|
| d(F1,F2) | 1    | 1     | 0,76   | 0,57        |                 |
| d(F2,F3) | 0,51 | 1     | 0,24   | 0,42        |                 |
| d(F1,F3) | 0,48 | 0     | 1      | 1           |                 |

Quels sont les deux fruits les plus proches ?