

# Fouille de Données

# Data Mining

## **Classification - Partie 3**

# Plan du cours

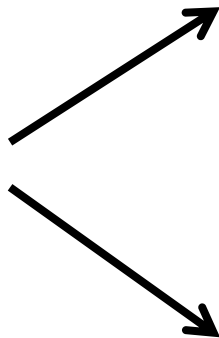
1. Probabilité Conditionnelle
2. Théorème de Bayes
3. Classification Naïve Bayésienne
4. Cas d'attributs numériques
5. Quelques domaines d'utilisation

# Classification

SAVOIR - **PREDIRE** - DECIDER



Données



Naive Bayes



LIKELIHOOD  
the probability of "B"  
being TRUE given that "A" is TRUE

PRIOR  
the probability of  
"A" being TRUE

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)}$$

POSTERIOR  
the probability of "A"  
being TRUE given that "B" is TRUE

The probability  
of "B" being  
TRUE

Connaissances

# Classification Bayésienne

- Basée sur des lois statistiques. Approche probabiliste.
- ➔ Probabilité conditionnelle & théorème de Bayes.
- Utilise la notion de « plus probable » sachant ....
- Connaissances *a priori* - Prévission du futur à partir du passé.
- Différente de l'approche basée sur les fréquences.
  - Fréquences : on estime la probabilité d'occurrence d'un événement.
  - Bayésienne : on estime la probabilité d'occurrence d'un événement **sachant** qu'une hypothèse préliminaire est vérifiée (connaissance).

# Classification Bayésienne

## Probabilité Conditionnelle

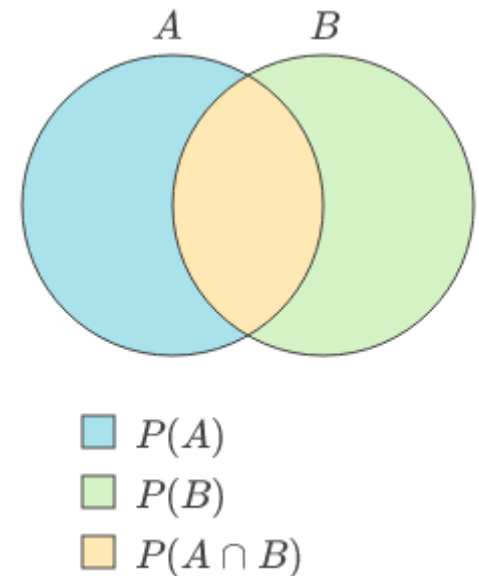
$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

- Quelle est la probabilité que quelque chose se produise, sachant que quelque chose d'autre s'est déjà passé ?
- On note :  $P(A|B)$  – Probabilité de A, sachant B.

### Conditional Probability Formula

$$P(A|B) = \frac{\text{Probability of } A \text{ and } B}{\text{Probability of } B}$$

$P(A|B)$  is the Probability of A given B

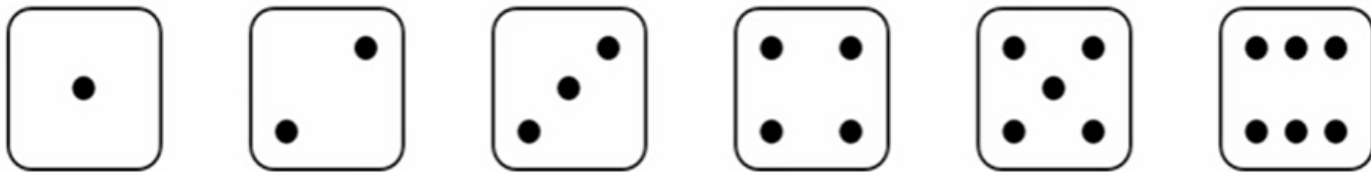


# Classification Bayésienne

## Probabilité Conditionnelle

$$P(B | A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

➤ **Exemple :**



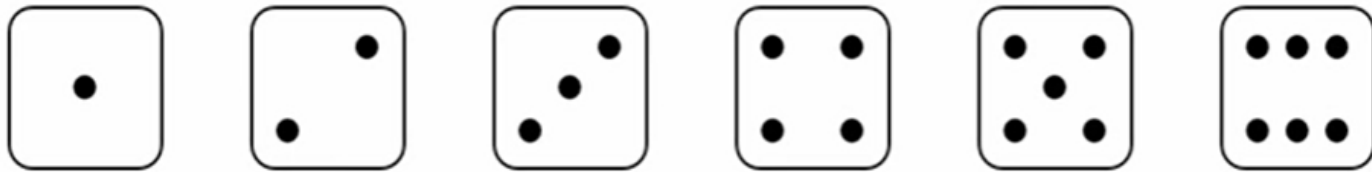
$P(B | A)$  = What is the Probability of  $\left( \begin{array}{l} \text{rolling a dice and it's} \\ \text{value is less than 4} \end{array} \middle| \begin{array}{l} \text{knowing that the value is} \\ \text{an odd number} \end{array} \right)$

# Classification Bayésienne

## Probabilité Conditionnelle

$$P(B | A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

➤ **Exemple :**



**P(B)** = rolling a dice and its value is less than 4



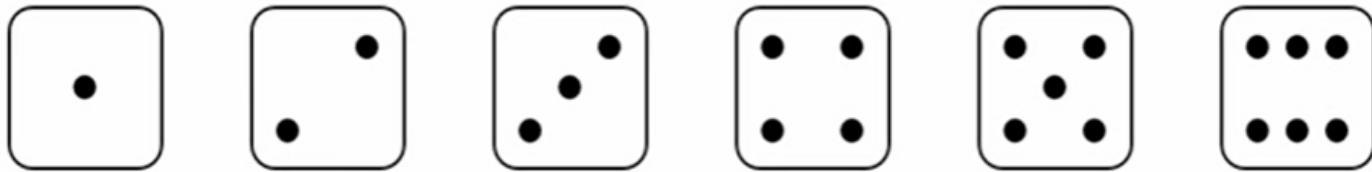
$$\frac{1}{6} + \frac{1}{6} + \frac{1}{6} = \frac{3}{6} = \frac{1}{2}$$

# Classification Bayésienne

## Probabilité Conditionnelle

$$P(B | A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

➤ **Exemple :**



**P(A)** = rolling a dice and its value is an odd number

The diagram illustrates the calculation of the probability P(A) by summing the probabilities of the three odd outcomes (1, 3, and 5) from a six-sided die. It shows three dice faces with 1, 3, and 5 dots, each with a probability of 1/6, followed by plus signs and the sum of these fractions.

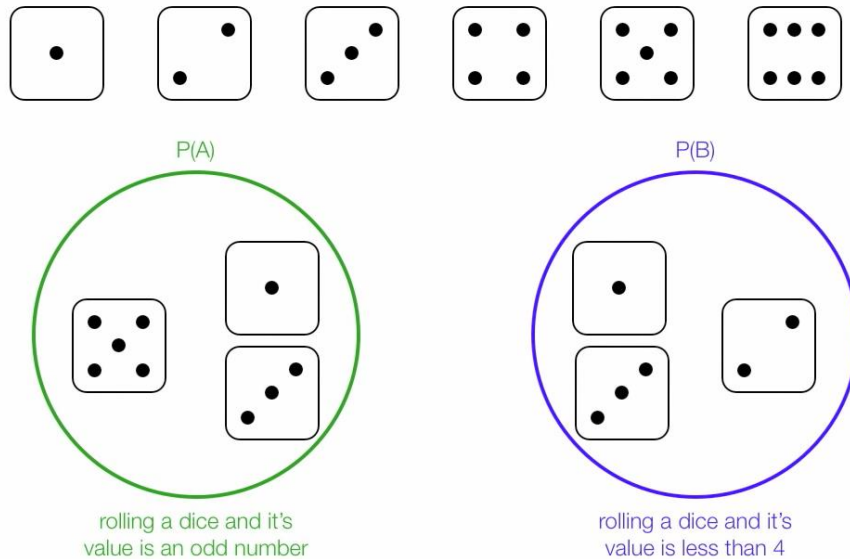
$$\frac{1}{6} + \frac{1}{6} + \frac{1}{6} = \frac{3}{6} = \frac{1}{2}$$



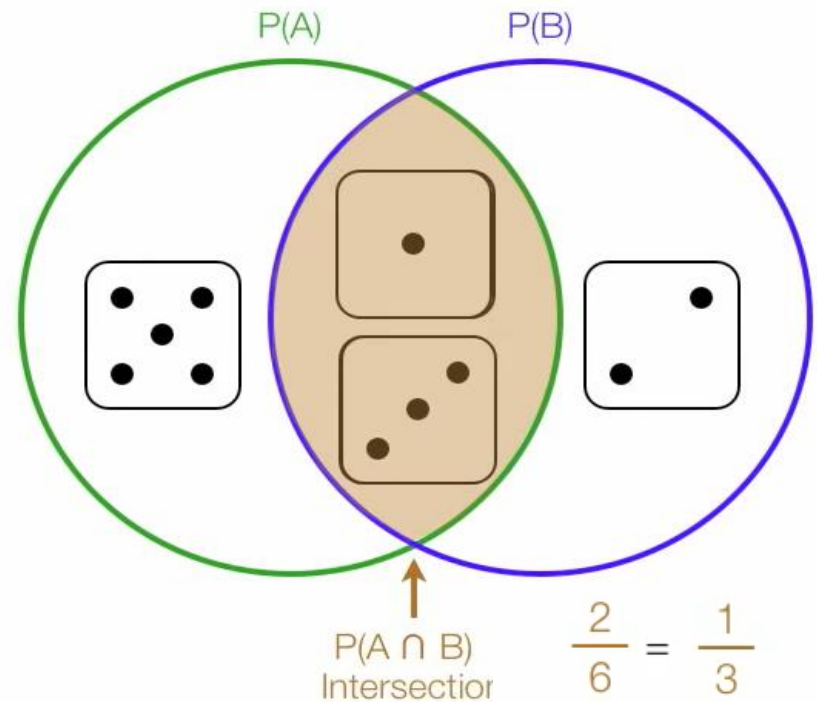
# Classification Bayésienne

## Probabilité Conditionnelle

### ➤ Exemple :



$$P(B | A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

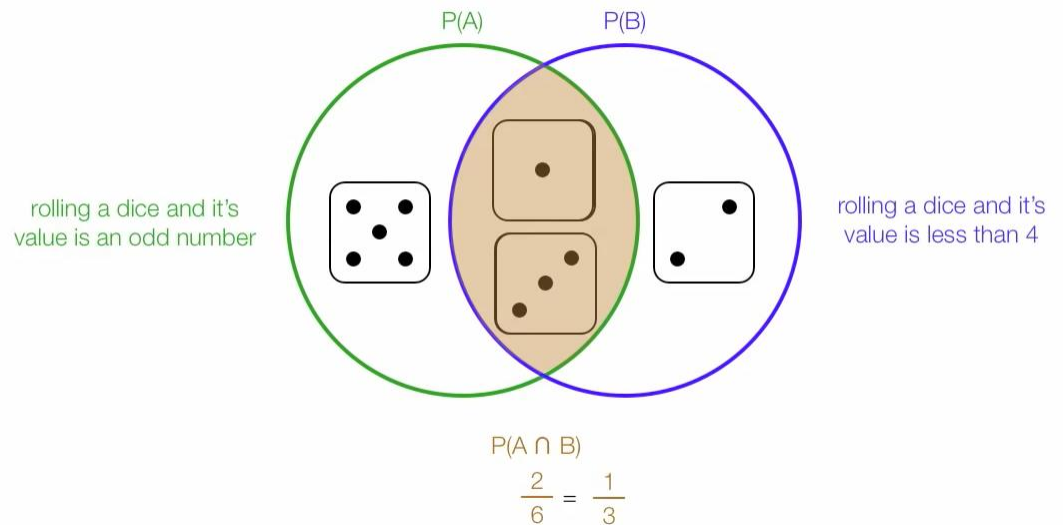


# Classification Bayésienne

## Probabilité Conditionnelle

### ➤ Exemple :

$$P(B | A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$



$$P(B | A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{\frac{1}{3}}{\frac{1}{2}} = \frac{2}{3}$$

it the value is

## Classification Bayésienne

### Théorème de Bayes

⇒ à partir de la probabilité conditionnelle, on peut déduire que :

$$\left\{ \begin{array}{l} P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \\ P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} \end{array} \right.$$

$$P(A|B) P(B) = P(A \cap B) = P(B|A) P(A)$$

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)}$$

# Classification Bayésienne

## Théorème de Bayes

⇒ à partir de la probabilité conditionnelle, on peut déduire que :

$$P(A \cap B) = P(A|B) * P(B) = P(B|A) * P(A)$$

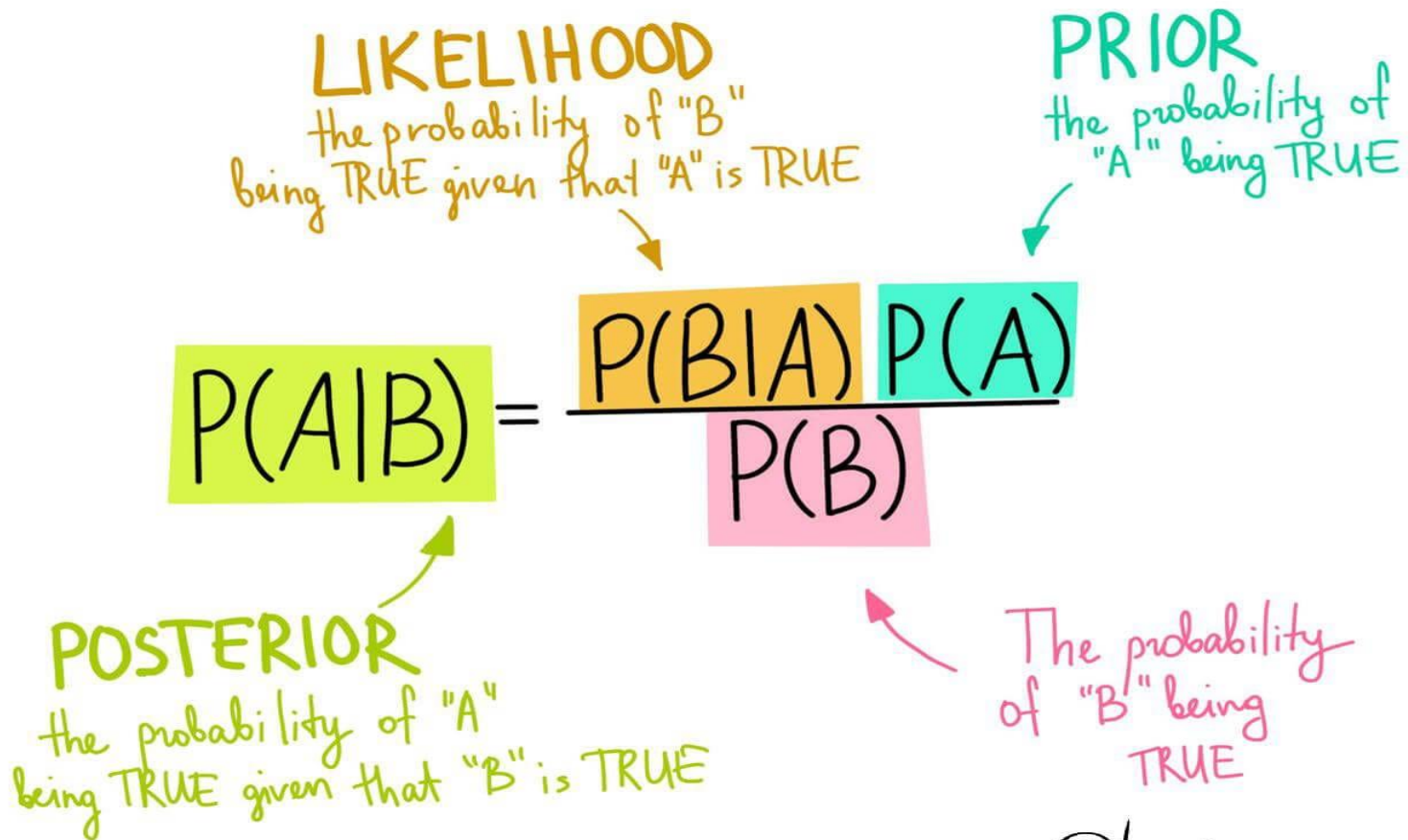
**Donc :**

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)}$$

# Classification Bayésienne

## Théorème de Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)}$$



## Classification Bayésienne

### Théorème de Bayes

$$P(\text{class} | \text{data}) = \frac{P(\text{data} | \text{class}) \times P(\text{class})}{P(\text{data})}$$

- Cas Classification : Probabilité qu'un exemple X appartienne à une **classe** C.

fonction de **vraisemblance** de C;  
calculée depuis le training set

Probabilité **a priori**;  
précède toute info sur X

$$P(C | X) = \frac{P(X | C) * P(C)}{P(X)}$$

Probabilité **Postérieure**;  
dépend directement de X

Probabilité  
**d'évidence**

## Classification Bayésienne

### Théorème de Bayes

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) * P(C)}{P(X)}$$

Cas Classification : Probabilité qu'un exemple X appartienne à une classe C.

Exemple :

**X** = (35ans, 40 000, ?)

Age	Income	Buys Computer
....	...	...

$P(\mathbf{C}|\mathbf{X}=35\text{ans}, 40\ 000)$  - La probabilité que le client **X** achète (**C**) un ordinateur sachant que nous connaissons l'âge et le revenu du client.

$P(\mathbf{C})$  - La probabilité qu'un client donné achète un ordinateur, quel que soit son âge, son revenu, ou toute autre information.

## Classification Bayésienne

### Théorème de Bayes

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) * P(C)}{P(X)}$$

Cas Classification : Probabilité qu'un exemple X appartienne à une classe C.

Exemple :

**X** = (35ans, 40 000, ?)

Age	Income	Buys Computer
....	...	...

$P(\mathbf{X}|\mathbf{C})$  - La probabilité qu'un client **X**, ait 35 ans et gagne 40 000, sachant que nous savons que le client achètera un ordinateur.

$P(\mathbf{X})$  - La probabilité qu'un client dans le Training Set ait 35 ans et gagne 40 000.



# Classification Bayésienne

## Classification Bayésienne Naïve

- $D$  : base d'entraînement de  $N$  exemples avec leurs classes associées.
- Chaque exemple est décrit par  $n$  attributs :  $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$
- Chaque exemple  $X$  :  $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$
- $m$  classes sont possibles :  $C_1, C_2, C_3, \dots, C_m$

$$P(C_i | x_1, \dots, x_n) = \frac{P(x_1, \dots, x_n | C_i) * P(C_i)}{P(x_1, \dots, x_n)}$$

# Classification Bayésienne

## Classification Bayésienne Naïve

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

➤ Approche **naïve** => **Indépendance des attributs.**

➤ D'où :

$$P(X | C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k | C_i)$$
$$= P(x_1 | C_i) \times P(x_2 | C_i) \times \dots \times P(x_n | C_i).$$

$$P(X) = P(x_1) * P(x_2) * \dots * P(x_n)$$

# Classification Bayésienne

## Classification Bayésienne Naïve

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

- Approche **naïve** => **Indépendance des attributs.**
- Devient:

$$P(c | X) = P(x_1 | c) \times P(x_2 | c) \times \cdots \times P(x_n | c) \times P(c)$$

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

Whether	Play
Sunny	No
Sunny	No
Overcast	Yes
Rainy	Yes
Rainy	Yes
Rainy	No
Overcast	Yes
Sunny	No
Sunny	Yes
Rainy	Yes
Sunny	Yes
Overcast	Yes
Overcast	Yes
Rainy	No

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

Whether	Play
Sunny	No
Sunny	No
Overcast	Yes
Rainy	Yes
Rainy	Yes
Rainy	No
Overcast	Yes
Sunny	No
Sunny	Yes
Rainy	Yes
Sunny	Yes
Overcast	Yes
Overcast	Yes
Rainy	No

- Prédire la classe quand le **Weather** = **Overcast** :

$$P(\text{Yes} \mid \text{Overcast}) = \frac{P(\text{Overcast} \mid \text{Yes}) * P(\text{Yes})}{P(\text{Overcast})}$$

$$P(\text{No} \mid \text{Overcast}) = \frac{P(\text{Overcast} \mid \text{No}) * P(\text{No})}{P(\text{Overcast})}$$

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

Whether	Play
Sunny	No
Sunny	No
Overcast	Yes
Rainy	Yes
Rainy	Yes
Rainy	No
Overcast	Yes
Sunny	No
Sunny	Yes
Rainy	Yes
Sunny	Yes
Overcast	Yes
Overcast	Yes
Rainy	No

- Prédire la classe quand le **Weather** = **Overcast** :

$$P(\text{Yes} \mid \text{Overcast}) = \frac{P(\text{Overcast} \mid \text{Yes}) * P(\text{Yes})}{P(\text{Overcast})}$$

- $P(\text{Overcast}) = 4/14 = 0.29$
- $P(\text{Yes}) = 9/14 = 0.64$
- $P(\text{Overcast} \mid \text{Yes}) = 4/9 = 0.44$

$$P(\text{Yes} \mid \text{Overcast}) = 0.44 * 0.64 / 0.29 = 0.98$$

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

Whether	Play
Sunny	No
Sunny	No
Overcast	Yes
Rainy	Yes
Rainy	Yes
Rainy	No
Overcast	Yes
Sunny	No
Sunny	Yes
Rainy	Yes
Sunny	Yes
Overcast	Yes
Overcast	Yes
Rainy	No

- Prédire la classe quand le **Weather** = **Overcast** :

$$P(\text{No} \mid \text{Overcast}) = \frac{P(\text{Overcast} \mid \text{No}) * P(\text{No})}{P(\text{Overcast})}$$

- $P(\text{Overcast}) = 4/14 = 0.29$
- $P(\text{No}) = 5/14 = 0.36$
- $P(\text{Overcast} \mid \text{No}) = 0/5 = 0$

$$P(\text{No} \mid \text{Overcast}) = 0 * 0.36 / 0.29 = 0$$

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

Whether	Play
Sunny	No
Sunny	No
Overcast	Yes
Rainy	Yes
Rainy	Yes
Rainy	No
Overcast	Yes
Sunny	No
Sunny	Yes
Rainy	Yes
Sunny	Yes
Overcast	Yes
Overcast	Yes
Rainy	No

- Prédire la classe quand le **Weather** = **Overcast** :

$$P(\text{Yes} \mid \text{Overcast}) = \frac{P(\text{Overcast} \mid \text{Yes}) * P(\text{Yes})}{P(\text{Overcast})} = 0,98$$

Supérieur à :

$$P(\text{No} \mid \text{Overcast}) = \frac{P(\text{Overcast} \mid \text{No}) * P(\text{No})}{P(\text{Overcast})} = 0$$

=> la classe quand le **Weather** = **Overcast** est **YES**



# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

Whether	Play
Sunny	No
Sunny	No
Overcast	Yes
Rainy	Yes
Rainy	Yes
Rainy	No
Overcast	Yes
Sunny	No
Sunny	Yes
Rainy	Yes
Sunny	Yes
Overcast	Yes
Overcast	Yes
Rainy	No



**Frequency Table**

Whether	No	Yes
Overcast		4
Sunny	2	3
Rainy	3	2
Total	5	9

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

Whether	Play
Sunny	No
Sunny	No
Overcast	Yes
Rainy	Yes
Rainy	Yes
Rainy	No
Overcast	Yes
Sunny	No
Sunny	Yes
Rainy	Yes
Sunny	Yes
Overcast	Yes
Overcast	Yes
Rainy	No



**Frequency Table**

Whether	No	Yes
Overcast		4
Sunny	2	3
Rainy	3	2
Total	5	9



**Likelihood Table 1**

Whether	No	Yes		
Overcast		4	=4/14	0.29
Sunny	2	3	=5/14	0.36
Rainy	3	2	=5/14	0.36
Total	5	9		
	=5/14	=9/14		
	0.36	0.64		

**P(X)**

**P(C)**

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

Whether	Play
Sunny	No
Sunny	No
Overcast	Yes
Rainy	Yes
Rainy	Yes
Rainy	No
Overcast	Yes
Sunny	No
Sunny	Yes
Rainy	Yes
Sunny	Yes
Overcast	Yes
Overcast	Yes
Rainy	No



**Frequency Table**

Whether	No	Yes
Overcast		4
Sunny	2	3
Rainy	3	2
Total	5	9



**Likelihood Table 1**

Whether	No	Yes		
Overcast		4	=4/14	0.29
Sunny	2	3	=5/14	0.36
Rainy	3	2	=5/14	0.36
Total	5	9		
	=5/14	=9/14		
	0.36	0.64		

**Likelihood Table 2**

Whether	No	Yes	Posterior Probability for No	Posterior Probability for Yes
Overcast		4	0/5=0	4/9=0.44
Sunny	2	3	2/5=0.4	3/9=0.33
Rainy	3	2	3/5=0.6	2/9=0.22
Total	5	9		

$P(X|No)$   $P(X|Yes)$

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple 2

- Training Set : **1000 exemples** décrivant des fruits.
- Attributs :
  - Longueur (Long ou Non),
  - Sucre (Sucré ou Non),
  - Couleur (Jaune ou Non).
- Trois Classes possibles :
  - Banane,
  - Orange,
  - Autre.

Long	Sucré	Jaune	Classe
....	...	...	...

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple 2

**Prédire New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

**CPT** : Conditional Probability Table - Contingency Table

Type	Long	Non Long	Sucré	Non sucré	Jaune	Non Jaune	Total
<b>Banane</b>	400	100	350	150	450	50	<b>500</b>
<b>Orange</b>	0	300	150	150	300	0	<b>300</b>
<b>Autre</b>	100	100	150	50	50	150	<b>200</b>
<b>Total</b>	<b>500</b>	<b>500</b>	<b>650</b>	<b>350</b>	<b>800</b>	<b>200</b>	<b>1000</b>

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

**Calculer :**

- Probabilité postérieure - classe **Banane** :  $P(\mathbf{Banane} | \text{Long, Sucré, Jaune})$
- Probabilité postérieure - classe **Orange** :  $P(\mathbf{Orange} | \text{Long, Sucré, Jaune})$
- Probabilité postérieure - classe **Autre** :  $P(\mathbf{Autre} | \text{Long, Sucré, Jaune})$

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

$$P(X | C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k | C_i)$$

## Classification Naïve Bayésienne

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

### Exemple

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

$$P(X | C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k | C_i)$$

**Probabilité postérieure - classe **Banane** :**

$$P(Banane | Long, Sucré, Jaune) =$$

$$\frac{P(Long | Banane) * P(Sucré | Banane) * P(Jaune | Banane) * P(Banane)}{P(Long) * P(Sucré) * P(Jaune)}$$

# Classification Naïve Bayésienne

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

## Exemple

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

$$P(X | C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k | C_i)$$

**Probabilité postérieure - classe **Orange**:**

$$P(\text{Orange} | \text{Long}, \text{Sucré}, \text{Jaune}) =$$

$$\frac{P(\text{Long} | \text{Orange}) * P(\text{Sucré} | \text{Orange}) * P(\text{Jaune} | \text{Orange}) * P(\text{Orange})}{P(\text{Long}) * P(\text{Sucré}) * P(\text{Jaune})}$$



# Classification Naïve Bayésienne

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

## Exemple

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

$$P(X | C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k | C_i)$$

**Probabilité postérieure - classe **Autre**:**

$$P(Autre | Long, Sucré, Jaune) =$$

$$\frac{P(Long | Autre) * P(Sucré | Autre) * P(Jaune | Autre) * P(Autre)}{P(Long) * P(Sucré) * P(Jaune)}$$

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

## Probabilité à priori : P(C)

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

- P(Banane) = 500/1000 = 0.5
- P(Orange) = 300/1000 = 0.3
- P(Autre) = 200/1000 = 0.2

Type	Long	Non Long	Sucré	Non sucré	Jaune	Non Jaune	Total
Banane	400	100	350	150	450	50	500
Orange	0	300	150	150	300	0	300
Autre	100	100	150	50	50	150	200
Total	500	500	650	350	800	200	1000

# Classification Naïve Bayésienne

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

Exemple

**Probabilité : P(X)**

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

- P(Long) = 500/1000 = 0.5
- P(Sucré) = 650/1000 = 0.65
- P(Jaune) = 800/1000 = 0.8

Type	Long	Non Long	Sucré	Non sucré	Jaune	Non Jaune	Total
Banane	400	100	350	150	450	50	500
Orange	0	300	150	150	300	0	300
Autre	100	100	150	50	50	150	200
Total	500	500	650	350	800	200	1000

# Classification Naïve Bayésienne

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

Exemple

**Probabilité Vraisemblance:  $P(X|\mathbf{Banane})$**

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

- $P(\text{Long}|\mathbf{Banane}) = 400/500$
- $P(\text{Sucré}|\mathbf{Banane}) = 350/500$
- $P(\text{Jaune}|\mathbf{Banane}) = 450/500$

Type	Long	Non Long	Sucré	Non sucré	Jaune	Non Jaune	Total
<b>Banane</b>	<b>400</b>	100	<b>350</b>	150	<b>450</b>	50	<b>500</b>
<b>Orange</b>	0	300	150	150	300	0	<b>300</b>
<b>Autre</b>	100	100	150	50	50	150	<b>200</b>
<b>Total</b>	<b>500</b>	<b>500</b>	<b>650</b>	<b>350</b>	<b>800</b>	<b>200</b>	<b>1000</b>

# Classification Naïve Bayésienne

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

## Exemple

**Probabilité Vraisemblance:**  $P(X|\text{Orange})$

- $P(\text{Long}|\text{Orange}) = 0/300$
- $P(\text{Sucré}|\text{Orange}) = 150/300$
- $P(\text{Jaune}|\text{Orange}) = 300/300$

Type	Long	Non Long	Sucré	Non sucré	Jaune	Non Jaune	Total
Banane	400	100	350	150	450	50	500
Orange	0	300	150	150	300	0	300
Autre	100	100	150	50	50	150	200
Total	500	500	650	350	800	200	1000

# Classification Naïve Bayésienne

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

## Exemple

**Probabilité Vraisemblance:**  $P(X|\mathbf{Autre})$

- $P(\text{Long}|\mathbf{Autre}) = 100/200$
- $P(\text{Sucré}|\mathbf{autre}) = 150/200$
- $P(\text{Jaune}|\mathbf{Autre}) = 50/200$

Type	Long	Non Long	Sucré	Non sucré	Jaune	Non Jaune	Total
<b>Banane</b>	400	100	350	150	450	50	<b>500</b>
<b>Orange</b>	0	300	150	150	300	0	<b>300</b>
<b>Autre</b>	<b>100</b>	100	<b>150</b>	50	<b>50</b>	150	<b>200</b>
<b>Total</b>	<b>500</b>	<b>500</b>	<b>650</b>	<b>350</b>	<b>800</b>	<b>200</b>	<b>1000</b>

# Classification Naïve Bayésienne

## Exemple

**New Data X** : Long, Sucré, Jaune, ?

- Probabilité postérieure - classe **Banane** :  $P(\text{Banane}|\text{X}) = 0.252 / P(\text{X})$
- Probabilité postérieure - classe **Orange**:  $P(\text{Orange}|\text{X}) = 0 / P(\text{X})$
- Probabilité postérieure - classe **Autre**:  $P(\text{Autres}|\text{X}) = 0.01875 / P(\text{X})$

➔ **New Data X** : Long, Sucré, Jaune, **Banane**

# Classification Naïve Bayésienne

## Cas attributs numériques

Temperature	Humidity	Class
Hot	86	Yes
Hot	96	Yes
Cool	80	Yes
Cool	65	Yes
Hot	70	Yes
Cool	80	Yes
Hot	70	Yes
Hot	90	Yes
Cool	75	Yes
Cool	85	No
Hot	90	No
Cool	70	No
Hot	95	No
Cool	91	No

$$P(\text{Yes} \mid \text{Hot}, 74) = [P(\text{Hot} \mid \text{Yes}) * P(74 \mid \text{Yes}) * P(\text{Yes})] / P(X)$$



# Classification Naïve Bayésienne

## Cas attributs numériques

- Discrétisation ou distribution des valeurs.
- **Distribution normale** des attributs : Calcul de la moyenne et de l'écart type.

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

**Moyenne**

$$\sigma = \left[ \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right]^{0.5}$$

**Écart type**

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

**Distribution  
Normale**

# Classification Naïve Bayésienne

## Cas attributs numériques

- Distribution normale des attributs : Calcul de la moyenne et de l'écart type.

*Example:*

		Humidity										Mean	StDev
		yes	86	96	80	65	70	80	70	90	75	79.1	10.2
Play Golf	no	85	90	70	95	91						86.2	9.7

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$
$$\sigma = \left[ \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right]^{0.5}$$

# Classification Naïve Bayésienne

## Cas attributs numériques

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

		Humidity										Mean	StDev
Play Golf	yes	86	96	80	65	70	80	70	90	75		79.1	10.2
	no	85	90	70	95	91						86.2	9.7

**P(74 | Yes)**

$$P(\text{humidity} = 74 | \text{play} = \text{yes}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}(10.2)} e^{-\frac{(74-79.1)^2}{2(10.2)^2}} = 0.0344$$

**P(74 | No)**

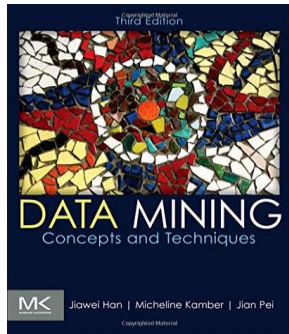
$$P(\text{humidity} = 74 | \text{play} = \text{no}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}(9.7)} e^{-\frac{(74-86.2)^2}{2(9.7)^2}} = 0.0187$$

# Classification Naïve Bayésienne

## Quelques domaines d'application

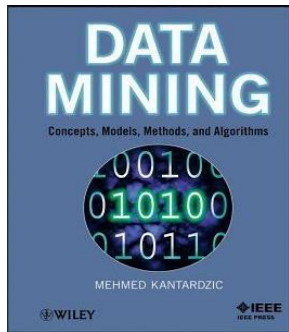
- Prédiction temps réel. – rapidité.
- **Classification textuelle.**
- Sentiment Analysis - Opinion Mining.
- Filtrage bayésien du spam et des courriers indésirables.
- Systèmes de recommandation.

# Références



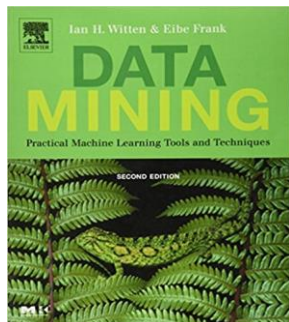
## **Data Mining : concepts and techniques, 3rd Edition**

- ✓ Auteur : Jiawei Han, Micheline Kamber, Jian Pei
- ✓ Éditeur : Morgan Kaufmann Publishers
- ✓ Edition : Juin 2011 - 744 pages - ISBN 9780123814807



## **Data Mining : concepts, models, methods, and algorithms**

- ✓ Auteur : Mehmed Kantardzi
- ✓ Éditeur : John Wiley & Sons
- ✓ Edition : Aout 2011 – 552 pages - ISBN : 9781118029121



## **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**

- ✓ Auteur : Ian H. Witten & Eibe Frank
- ✓ Éditeur : Morgan Kaufmann Publishers
- ✓ Edition : Juin 2005 - 664 pages - ISBN : 0-12-088407-0

# Références

Cours – Abdelhamid DJEFFAL – Fouille de données avancée

✓ [www.abdelhamid-djeffal.net](http://www.abdelhamid-djeffal.net)

WekaMOOC – Ian Witten – Data Mining with Weka

✓ <https://www.youtube.com/user/WekaMOOC/featured>

Cours - PJE : Analyse de comportements avec Twitter Classification supervisée - Arnaud Liefoghe

✓ <http://www.fil.univ-lille1.fr/~liefoghe/PJE/bayes-cours.pdf>

✓ <http://stackoverflow.com/questions/10059594/a-simple-explanation-of-naive-bayes-classification>