



Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

# Classification Classification Bayésienne

Dr A. DJEFFAL

2<sup>ème</sup> année Master Systèmes d'Information, Optimisation et Décision

2017-2018

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



# Introduction

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Les techniques statistiques : les premières utilisées pour l'analyse de données.



# Introduction

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Les techniques statistiques : les premières utilisées pour l'analyse de données.
- À travers un sous ensemble d'une population, arriver à des conclusions concernant toute la population.



# Introduction

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Les techniques statistiques : les premières utilisées pour l'analyse de données.
- À travers un sous ensemble d'une population, arriver à des conclusions concernant toute la population.
- Basées sur la théorie de Bayes



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

## Théorie de bayes

- Référence théorique pour les approches statistiques de résolution des problèmes de classification.



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### Théorie de bayes

- Référence théorique pour les approches statistiques de résolution des problèmes de classification.
- Soit  $X$  un échantillon de données dont la classe est inconnue et qu'on veut la déterminer,



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### Théorie de bayes

- Référence théorique pour les approches statistiques de résolution des problèmes de classification.
- Soit  $X$  un échantillon de données dont la classe est inconnue et qu'on veut la déterminer,
- Soit  $H$  une hypothèse ( $X$  appartient à la classe  $C$  par exemple).



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

## Théorie de bayes

- Référence théorique pour les approches statistiques de résolution des problèmes de classification.
- Soit  $X$  un échantillon de données dont la classe est inconnue et qu'on veut la déterminer,
- Soit  $H$  une hypothèse ( $X$  appartient à la classe  $C$  par exemple).
- On cherche à déterminer  $P(H/X)$  la probabilité de vérification de  $H$  après l'observation de  $X$ .





# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### Théorie de bayes

- $P(H/X)$  est la probabilité postérieure c'est-à-dire après la connaissance de  $X$



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### Théorie de bayes

- $P(H/X)$  est la probabilité postérieure c'est-à-dire après la connaissance de  $X$
- tandis que  $P(H)$  est la probabilité à priori représentant la probabilité de vérification de  $H$  pour n'importe quel exemple de données.



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### Théorie de bayes

- $P(H/X)$  est la probabilité postérieure c'est-à-dire après la connaissance de  $X$
- tandis que  $P(H)$  est la probabilité à priori représentant la probabilité de vérification de  $H$  pour n'importe quel exemple de données.
- Le théorème de Bayes propose une méthode de calcul de  $P(H/X)$  en utilisant les probabilités  $P(H)$ ,  $P(X)$  et  $P(X/H)$  :

$$P(H/X) = [P(X/H).P(H)] / P(X)$$



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

## Théorie de bayes

- $P(H/X)$  probabilité d'appartenance de  $X$  à la classe  $C$ ,



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### Théorie de bayes

- $P(H/X)$  probabilité d'appartenance de  $X$  à la classe  $C$ ,
- $P(H)$  la probabilité d'apparition de la classe  $C$  dans la population (nombre d'échantillons  $\in C$  / nombre total d'échantillons).



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### Théorie de bayes

- $P(H/X)$  probabilité d'appartenance de  $X$  à la classe  $C$ ,
- $P(H)$  la probabilité d'apparition de la classe  $C$  dans la population (nombre d'échantillons  $\in C$  / nombre total d'échantillons).
- $P(X/H)$  probabilité d'apparence de chaque valeur des attributs de  $X$  dans les attributs des échantillons appartenant à la classe  $C$  :

$$P(X/H) = \prod P(a_i = v_i/H)$$



# Principe

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### Théorie de bayes

- $P(H/X)$  probabilité d'appartenance de  $X$  à la classe  $C$ ,
- $P(H)$  la probabilité d'apparition de la classe  $C$  dans la population (nombre d'échantillons  $\in C$  / nombre total d'échantillons).
- $P(X/H)$  probabilité d'apparence de chaque valeur des attributs de  $X$  dans les attributs des échantillons appartenant à la classe  $C$  :

$$P(X/H) = \prod P(a_i = v_i/H)$$

- $a_i$  :  $i^{\text{ème}}$  attribut de  $X$  et  $v_i$  sa valeur.



# Exemple

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

Outlook	Temperature	Humidity	Windy	Class
sunny	hot	high	false	N
sunny	hot	high	true	N
overcast	hot	high	false	P
rain	mild	high	false	P
rain	cool	normal	false	P
rain	cool	normal	true	N
overcast	cool	normal	true	P
sunny	mild	high	false	N
sunny	cool	normal	false	P
rain	mild	normal	false	P
sunny	mild	normal	true	P
overcast	mild	high	true	P
overcast	hot	normal	false	P
rain	mild	high	true	N

$$P(p) = 9/14$$

$$P(n) = 5/14$$

<b>outlook</b>	
$P(\text{sunny} p) = 2/9$	$P(\text{sunny} n) = 3/5$
$P(\text{overcast} p) = 4/9$	$P(\text{overcast} n) = 0$
$P(\text{rain} p) = 3/9$	$P(\text{rain} n) = 2/5$
<b>temperature</b>	
$P(\text{hot} p) = 2/9$	$P(\text{hot} n) = 2/5$
$P(\text{mild} p) = 4/9$	$P(\text{mild} n) = 2/5$
$P(\text{cool} p) = 3/9$	$P(\text{cool} n) = 1/5$
<b>humidity</b>	
$P(\text{high} p) = 3/9$	$P(\text{high} n) = 4/5$
$P(\text{normal} p) = 6/9$	$P(\text{normal} n) = 2/5$
<b>windy</b>	
$P(\text{true} p) = 3/9$	$P(\text{true} n) = 3/5$
$P(\text{false} p) = 6/9$	$P(\text{false} n) = 2/5$





# Exemple

## Classification bayésienne

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Un nouvel exemple  $X = \langle \text{rain, hot, high, false} \rangle$
- $P(X|p) \cdot P(p) =$   
 $P(\text{rain}|p) \cdot P(\text{hot}|p) \cdot P(\text{high}|p) \cdot P(\text{false}|p) \cdot P(p) =$   
 $3/9 \cdot 2/9 \cdot 3/9 \cdot 6/9 \cdot 9/14 = 0.010582$
- $P(X|n) \cdot P(n) =$   
 $P(\text{rain}|n) \cdot P(\text{hot}|n) \cdot P(\text{high}|n) \cdot P(\text{false}|n) \cdot P(n) =$   
 $2/5 \cdot 2/5 \cdot 4/5 \cdot 2/5 \cdot 5/14 = 0.018286$
- $X$  est classifié dans la classe  $n$  (don't play)



# Cas particulier

## Valeur inexistante

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- En pratique, on peut vouloir trouver la classe d'un enregistrement dont la valeur d'un attribut n'existe pas dans la table.



# Cas particulier

## Valeur inexistante

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- En pratique, on peut vouloir trouver la classe d'un enregistrement dont la valeur d'un attribut n'existe pas dans la table.
- "Estimateur de Laplace" : ajouter 1 à tous les numérateurs des probabilités et on ajoute le nombre de valeurs distinctes de cet attribut au dénominateur.



# Cas particulier

## Valeur inexistante

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- En pratique, on peut vouloir trouver la classe d'un enregistrement dont la valeur d'un attribut n'existe pas dans la table.
- "Estimateur de Laplace" : ajouter 1 à tous les numérateurs des probabilités et on ajoute le nombre de valeurs distinctes de cet attribut au dénominateur.
- Par exemple au lieu d'avoir les probabilités  $\frac{2}{9}$ ,  $\frac{4}{9}$  et  $\frac{3}{9}$ , on utilise les probabilités  $\frac{3}{12}$ ,  $\frac{5}{12}$  et  $\frac{4}{12}$  si l'attribut n'a que 3 valeurs distinctes.



# Cas particulier

## Valeur inexistante

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- En pratique, on peut vouloir trouver la classe d'un enregistrement dont la valeur d'un attribut n'existe pas dans la table.
- "Estimateur de Laplace" : ajouter 1 à tous les numérateurs des probabilités et on ajoute le nombre de valeurs distinctes de cet attribut au dénominateur.
- Par exemple au lieu d'avoir les probabilités  $\frac{2}{9}$ ,  $\frac{4}{9}$  et  $\frac{3}{9}$ , on utilise les probabilités  $\frac{3}{12}$ ,  $\frac{5}{12}$  et  $\frac{4}{12}$  si l'attribut n'a que 3 valeurs distinctes.
- Minimiser la probabilité sans l'annuler



# Valeurs continues

## Loi normale

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- l'algorithme ne prend pas en compte, bien comme il faut, les valeurs numériques continues,



# Valeurs continues

## Loi normale

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- l'algorithme ne prend pas en compte, bien comme il faut, les valeurs numériques continues,
- il se base uniquement sur les égalités des valeurs.



# Valeurs continues

## Loi normale

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- l'algorithme ne prend pas en compte, bien comme il faut, les valeurs numériques continues,
- il se base uniquement sur les égalités des valeurs.
- On ne peut pas dire que la probabilité de 12.36 est égale à 0 seulement car la valeur 12.36 est inexistante





# Valeurs continues

## Loi normale

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- l'algorithme ne prend pas en compte, bien comme il faut, les valeurs numériques continues,
- il se base uniquement sur les égalités des valeurs.
- On ne peut pas dire que la probabilité de 12.36 est égale à 0 seulement car la valeur 12.36 est inexistante
- Solution supposer que la distribution des valeurs de l'attribut est normale,



# Valeurs continues

## Loi normale

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- l'algorithme ne prend pas en compte, bien comme il faut, les valeurs numériques continues,
- il se base uniquement sur les égalités des valeurs.
- On ne peut pas dire que la probabilité de 12.36 est égale à 0 seulement car la valeur 12.36 est inexistante
- Solution supposer que la distribution des valeurs de l'attribut est normale,
- On calcule sa moyenne et son écart type et la probabilité peut être calculée selon la loi normale :

$$P(X = x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\rho^2}} e^{-\frac{(x-\bar{x})^2}{2\rho^2}} dx$$



# Caractéristiques

## Méthode naïve de Bayes

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Méthode naïve de Bayes applicable uniquement en cas de vérification de l'indépendance entre les attributs,



# Caractéristiques

## Méthode naïve de Bayes

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Méthode naïve de Bayes applicable uniquement en cas de vérification de l'indépendance entre les attributs,
- Contrôlé par la matrice de corrélation et ses valeurs propres.



# Caractéristiques

## Méthode naïve de Bayes

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Méthode naïve de Bayes applicable uniquement en cas de vérification de l'indépendance entre les attributs,
- Contrôlé par la matrice de corrélation et ses valeurs propres.
- Les attributs numériques doivent avoir une distribution normale.



# Caractéristiques

## Méthode naïve de Bayes

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Méthode naïve de Bayes applicable uniquement en cas de vérification de l'indépendance entre les attributs,
- Contrôlé par la matrice de corrélation et ses valeurs propres.
- Les attributs numériques doivent avoir une distribution normale.
- Méthode simple et moins coûteuse en temps de calcul



# Caractéristiques

## Méthode naïve de Bayes

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Méthode naïve de Bayes applicable uniquement en cas de vérification de l'indépendance entre les attributs,
- Contrôlé par la matrice de corrélation et ses valeurs propres.
- Les attributs numériques doivent avoir une distribution normale.
- Méthode simple et moins coûteuse en temps de calcul
- Incrémentale : l'arrivée d'une nouvelle information (classe d'un nouvel enregistrement) ne nécessite pas de refaire tous les calculs pour la prendre en considération.



# Réseaux bayésiens

## Principe

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Réseaux Bayésiens ou réseaux de croyance





# Réseaux bayésiens

## Principe

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Réseaux Bayésiens ou réseaux de croyance
- Prennent en considération les dépendances entre les attributs



# Réseaux bayésiens

## Principe

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Réseaux Bayésiens ou réseaux de croyance
- Prennent en considération les dépendances entre les attributs
- Représenté sous forme d'un graphe orienté acyclique,



# Réseaux bayésiens

## Principe

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Réseaux Bayésiens ou réseaux de croyance
- Prennent en considération les dépendances entre les attributs
- Représenté sous forme d'un graphe orienté acyclique,
- les nœuds représentent les attributs et les arcs représentent les liaisons entre ces attributs (des probabilités conditionnelles).



# Réseaux bayésiens

## Principe

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Réseaux Bayésiens ou réseaux de croyance
- Prennent en considération les dépendances entre les attributs
- Représenté sous forme d'un graphe orienté acyclique,
- les nœuds représentent les attributs et les arcs représentent les liaisons entre ces attributs (des probabilités conditionnelles).
- Deux attributs sont reliés par un arc si l'un cause ou influence sur l'autre : le prédécesseur est la cause et le successeur est l'effet.



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Un médecin reçoit un patient qui souffre d'un problème de respiration (symptôme) appelé "dyspnoea", et qui a peur d'avoir un cancer de poumon.



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Un médecin reçoit un patient qui souffre d'un problème de respiration (symptôme) appelé "dyspnoea", et qui a peur d'avoir un cancer de poumon.
- Le médecin sait que d'autres causes sont possibles tel que la tuberculose et les bronchites.



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Un médecin reçoit un patient qui souffre d'un problème de respiration (symptôme) appelé "dyspnoea", et qui a peur d'avoir un cancer de poumon.
- Le médecin sait que d'autres causes sont possibles tel que la tuberculose et les bronchites.
- Il sait aussi que d'autres informations peuvent augmenter la probabilité du cancer tel que si le patient est fumeur ou non, et la pollution de l'air où il vie.



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Un médecin reçoit un patient qui souffre d'un problème de respiration (symptôme) appelé "dyspnoea", et qui a peur d'avoir un cancer de poumon.
- Le médecin sait que d'autres causes sont possibles tel que la tuberculose et les bronchites.
- Il sait aussi que d'autres informations peuvent augmenter la probabilité du cancer tel que si le patient est fumeur ou non, et la pollution de l'air où il vie.
- Mais une image rayon X positive confirmera le cancer ou la tuberculose.





# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

Attribut	type	valeur
Pollution	Binaire	{Basse, Haute}
Fumeur	Booléen	{V, F}
Cancer	Booléen	{V, F}
Dyspnoea	Booléen	{V, F}
X-Ray	Binaire	{Positif, Négatif}



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

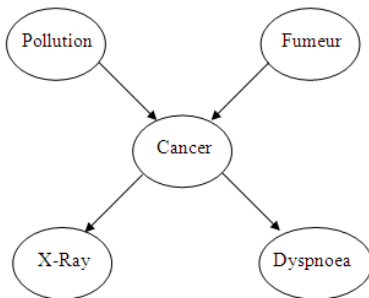
Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens





# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### En effet

- La pollution et fumer causent le cancer,



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### En effet

- La pollution et fumer causent le cancer,
- le cancer cause des rayons X positifs et le symptôme Dyspnoea.



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### En effet

- La pollution et fumer causent le cancer,
- le cancer cause des rayons X positifs et le symptôme Dyspnoea.
- Les qualités des relations entre ces nœuds sont représentées dans des tables appelées CPT (Conditional Probability Table) en fonction des valeurs possibles des attributs.



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

### En effet

- La pollution et fumer causent le cancer,
- le cancer cause des rayons X positifs et le symptôme Dyspnoea.
- Les qualités des relations entre ces nœuds sont représentées dans des tables appelées CPT (Conditional Probability Table) en fonction des valeurs possibles des attributs.
- Pour chaque valeur possible des pères, on établit une table représentant les probabilités d'avoir les différentes valeurs possibles du fils :  $P(\text{Cancer}=V|\text{Pollution, Fumeur})$ .



# Réseaux bayésiens

## Exemple

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

Polution	Fumeur	$P(\text{Cancer}=V   \text{Pollution, Fumeur})$
Haute	V	0.05
Haute	F	0.02
Basse	V	0.03
Basse	F	0.001



# Réseaux bayésiens

## Caractéristiques

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Le réseau Bayésien peut être construit à partir de la base de données d'apprentissage en calculant la corrélation entre les attributs.





# Réseaux bayésiens

## Caractéristiques

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Le réseau Bayésien peut être construit à partir de la base de données d'apprentissage en calculant la corrélation entre les attributs.
- On commence par ajouter au réseau les nœuds (attributs) indépendants et à chaque fois, on ajoute des arcs à partir des nœuds existants dans le réseau desquels dépend le nœud ajouté.



# Réseaux bayésiens

## Caractéristiques

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Le réseau Bayésien peut être construit à partir de la base de données d'apprentissage en calculant la corrélation entre les attributs.
- On commence par ajouter au réseau les nœuds (attributs) indépendants et à chaque fois, on ajoute des arcs à partir des nœuds existants dans le réseau desquels dépend le nœud ajouté.
- Les CPTs peuvent être aussi calculées facilement à partir de la base de données en se basant sur la fréquence d'apparition des valeurs.



### Dans les deux sens

- Au sens des arcs (Prédiction) : on possède des causes et on cherche les probabilités des différents effets possibles, Par exemple, on connaît qu'un patient est fumeur et on cherche la probabilité d'avoir un cancer, on multiplie simplement les probabilités du chemin entre la cause et l'effet final.



### Dans les deux sens

- Au sens des arcs (Prédiction) : on possède des causes et on cherche les probabilités des différents effets possibles, Par exemple, on connaît qu'un patient est fumeur et on cherche la probabilité d'avoir un cancer, on multiplie simplement les probabilités du chemin entre la cause et l'effet final.
- Au sens contraire des arcs (Diagnostic) : on connaît des effets et on cherche les probabilités de certaines causes, par exemple, on connaît qu'un patient a un cancer, et on cherche la probabilité qu'il soit un fumeur. Dans ce cas, on multiplie aussi les probabilités du chemin inversé de l'effet à la cause.



# Réseaux bayésiens

## Avantages

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Beaucoup plus précis que d'autres techniques d'apprentissage : prennent les dépendances entre les attributs, et peuvent intégrer des connaissances humaines au préalable.



# Réseaux bayésiens

## Avantages

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Beaucoup plus précis que d'autres techniques d'apprentissage : prennent les dépendances entre les attributs, et peuvent intégrer des connaissances humaines au préalable.
- On peut introduire directement la topologie du réseau et le faire entraîner pour construire les CPTs.



# Réseaux bayésiens

## Avantages

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Beaucoup plus précis que d'autres techniques d'apprentissage : prennent les dépendances entre les attributs, et peuvent intégrer des connaissances humaines au préalable.
- On peut introduire directement la topologie du réseau et le faire entraîner pour construire les CPTs.
- Incrémentaux : les croyances peuvent être modifiées à chaque arrivée d'une nouvelle information par propagation directe sur le réseau.



# Réseaux bayésiens

## Inconvénients

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Très coûteux en temps de calcul des CPTs (probabilité pour chaque valeur possible d'un fils pour chaque valeur possible de chacun de ses pères).





# Réseaux bayésiens

## Inconvénients

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction  
Principe  
Exemple  
Cas particulier  
Valeurs  
continues  
Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Très coûteux en temps de calcul des CPTs (probabilité pour chaque valeur possible d'un fils pour chaque valeur possible de chacun de ses pères).
- L'espace nécessaire pour stocker les CPTs est aussi exhaustif.



# Réseaux bayésiens

## Travaux récents

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Optimisation du temps d'entraînement tout en gardant la précision.



# Réseaux bayésiens

Travaux récents

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Optimisation du temps d'entraînement tout en gardant la précision.
- On essaye d'hybrider les réseaux Bayésiens avec les machines à vecteurs supports(SVM) pour estimer les paramètres d'apprentissage.



# Réseaux bayésiens

## Travaux récents

Classification  
Classification  
Bayésienne

Dr A.  
DJEFFAL

Introduction

Principe

Exemple

Cas particulier

Valeurs  
continues

Caractéristiques

Réseaux  
bayésiens

- Optimisation du temps d'entraînement tout en gardant la précision.
- On essaye d'hybrider les réseaux Bayésiens avec les machines à vecteurs supports (SVM) pour estimer les paramètres d'apprentissage.
- Une combinaison du raisonnement Bayésien avec les méthodes à noyaux a permis selon certaines recherches d'utiliser plusieurs hyperplans, pour séparer les données, ensuite utiliser ces hyperplans pour produire un seul critère de classification plus précis.