



Présentation:

# GAODE et HAODE:

Deux nouveaux classifieurs basés sur  
AODE afin de traiter variables continues

*Journées Francophones sur les Réseaux Bayésiens 2010*  
on 10/05/2010

M. Julia Flores, José A. Gámez, Ana M. Martínez and José M.  
Puerta

Departamento de Sistemas Informáticos  
Albacete - UCLM - Spain



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

## 1 Motivation

## 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens

## 3 Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus

Le classifieur Gaussien AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)

## 4 Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec des attributs numériques

Ensembles de données hybrides

## 5 Conclusions et perspectives



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

## 1 Motivation

## 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens

## 3 Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus

Le classifieur Gaussien AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)

## 4 Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec des attributs numériques

Ensembles de données hybrides

## 5 Conclusions et perspectives



### Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

Data Mining



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

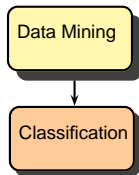
Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



$$f : X^n \rightarrow \{c_1, \dots, c_k\}$$



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

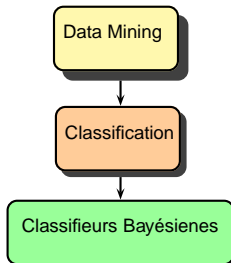
Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



$$f : X^n \rightarrow \{c_1, \dots, c_k\}$$

**Théorème de Bayes**



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

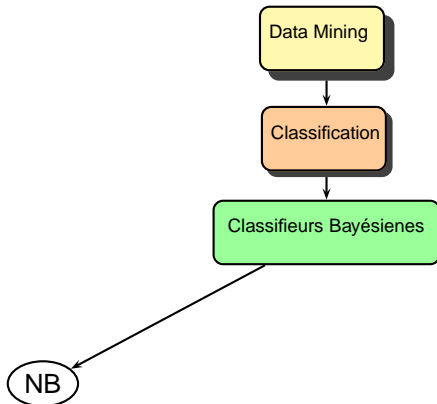
Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



$$f : X^n \rightarrow \{c_1, \dots, c_k\}$$

**Théorème de Bayes**



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

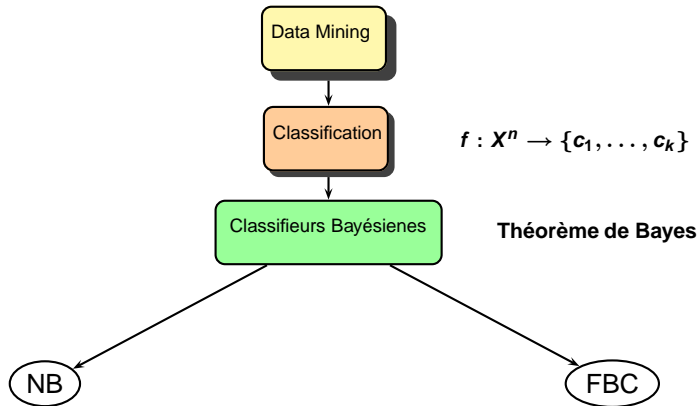
Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives







## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

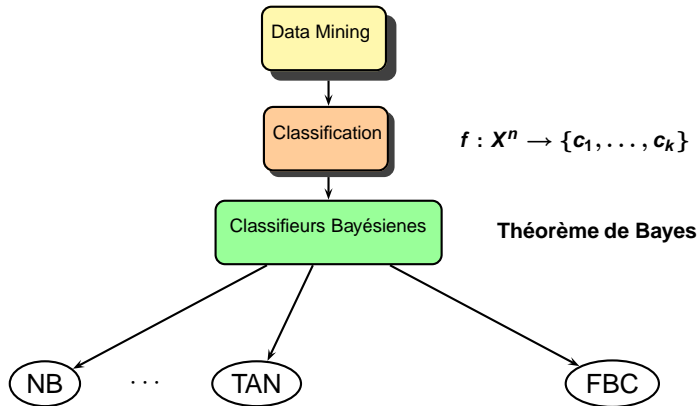
Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives





## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

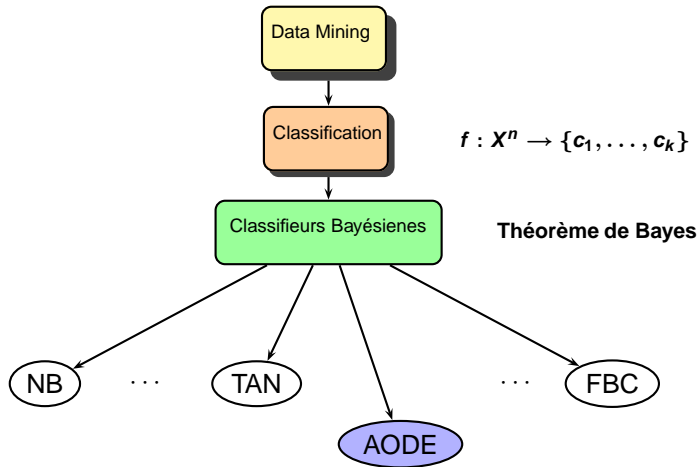
## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)  
Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques  
Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives





## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

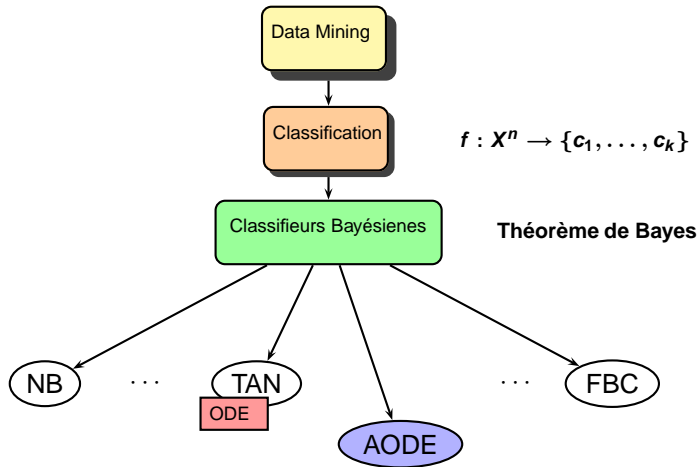
## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)  
Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

## Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques  
Ensembles de données  
hybrides

## Conclusions et perspectives





## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

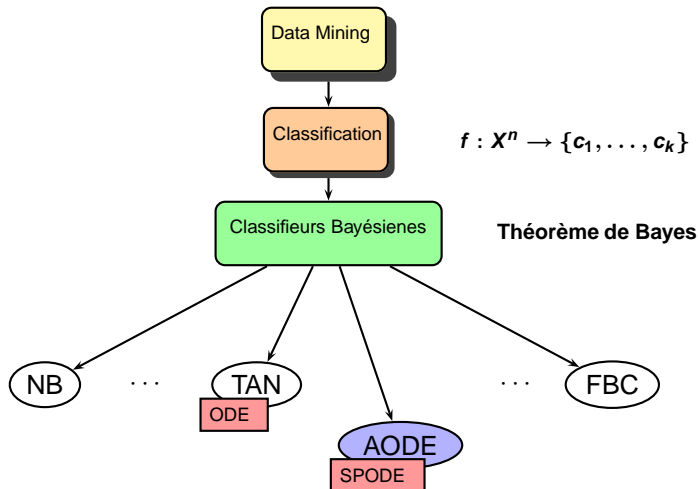
## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)  
Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

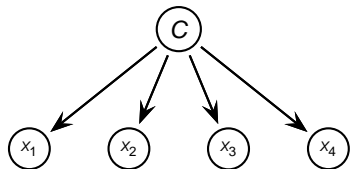
Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques  
Ensembles de données  
hybrides

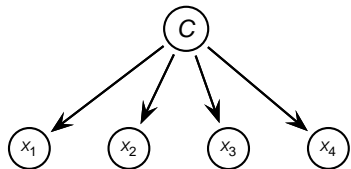
Conclusions et  
perspectives



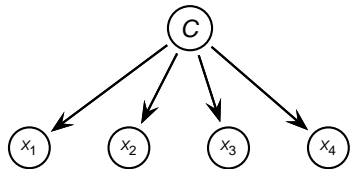
# Différentes structures d'intérêt



NB



ODE



SPODE



## Motivation

Réseau  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

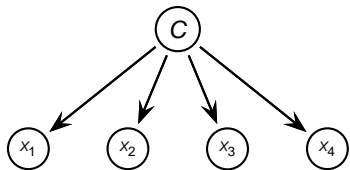
Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

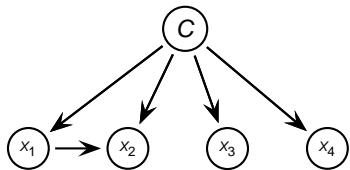
Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

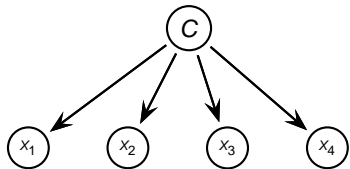
# Différentes structures d'intérêt



NB



ODE



SPODE



## Motivation

Réseau  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

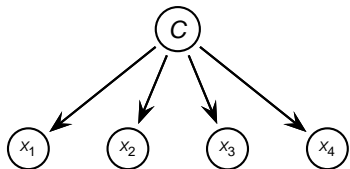
Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

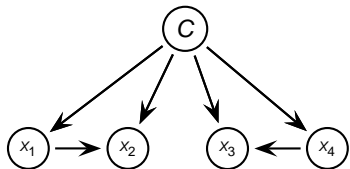
Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

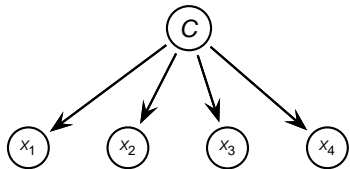
# Différentes structures d'intérêt



NB



ODE



SPODE



## Motivation

Réseau  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

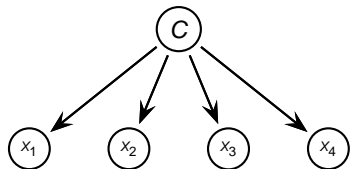
Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

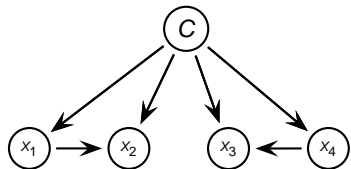
Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

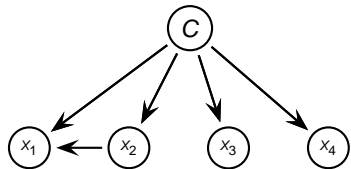
# Différentes structures d'intérêt



NB



ODE



SPODE



## Motivation

Réseau  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

## Méthodologie expérimentale et résultats

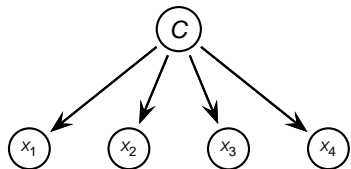
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

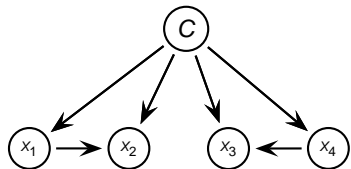
## Conclusions et perspectives



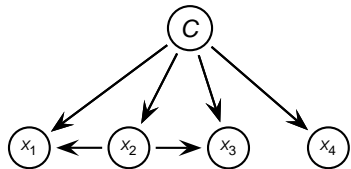
# Différentes structures d'intérêt



NB



ODE



SPODE



## Motivation

Réseau  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

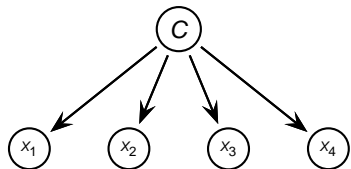
Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

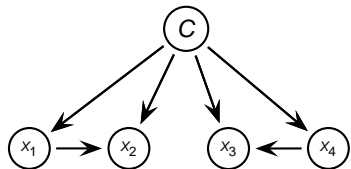
Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

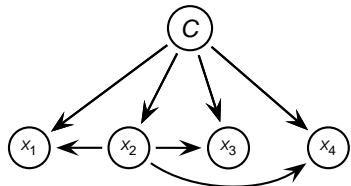
# Différentes structures d'intérêt



NB



ODE



SPODE



## Motivation

Réseau  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



- Les attributs sont indépendantes conditionnés à la classe  $I(A_i, A_j|C)$ .

$$C_{MAP} = \underset{c \in \Omega_C}{\operatorname{argmax}} p(c) \prod_{i=1}^n p(a_i|c)$$

- **Complexité temporelle:**
  - **Entraînement:**  $\mathcal{O}(tn)$
  - **Classification:**  $\mathcal{O}(kn)$
- **Problems:**
  - ✗ : Il ne fonctionne pas correctement dans certains ensembles de données.
  - ✗ : Les dépendances entre les attributs réduisent, inévitablement, la capacité de prévision du NB.
  - ✗ : Non seulement intéressant d'être correct pour la classification de certaines applications.

## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

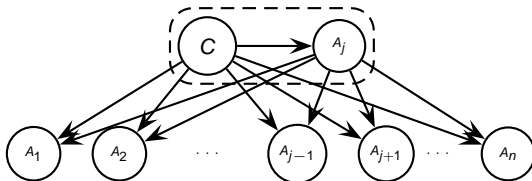
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



- AODE** est une bonne alternative à d'autres techniques semi-naïves, sur le plan des taux de précision ou en temps de classification et d'entraînement.



- MAP hypothesis:**

$$\operatorname{argmax}_{c \in \Omega_C} \left( \sum_{j=1, N(a_j) > m}^n p(c, a_j) \prod_{i=1, i \neq j}^n p(a_i | c, a_j) \right)$$

### Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

### New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

### Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

### Conclusions et perspectives

- **Complexité temporelle:**
  - **Entraînement:**  $\mathcal{O}(tn^2)$
  - **Classification:**  $\mathcal{O}(kn^2)$



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- **Complexité temporelle:**
  - **Entraînement:**  $\mathcal{O}(tn^2)$
  - **Classification:**  $\mathcal{O}(kn^2)$
- **Inconvénients:**



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- **Complexité temporelle:**
  - **Entraînement:**  $\mathcal{O}(tn^2)$
  - **Classification:**  $\mathcal{O}(kn^2)$
- **Inconvénients:**
  - ✗ : Quadratique dans la classification.
  - ✗ : Grande demande de la mémoire RAM.



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- **Complexité temporelle:**
  - **Entraînement:**  $\mathcal{O}(tn^2)$
  - **Classification:**  $\mathcal{O}(kn^2)$
- **Inconvénients:**
  - ✗ : Quadratique dans la classification.
  - ✗ : Grande demande de la mémoire RAM.

HODE  
ECSQARU 09



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



- **Complexité temporelle:**
  - **Entraînement:**  $\mathcal{O}(tn^2)$
  - **Classification:**  $\mathcal{O}(kn^2)$
- **Inconvénients:**
  - ✗ : Quadratique dans la classification.
  - ✗ : Grande demande de la mémoire RAM.
  - ✗ : **Seulement les variables discrètes.**

HODE  
ECSQARU 09



### Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

### New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- Complexité temporelle:
  - Entraînement:  $\mathcal{O}(tn^2)$
  - Classification:  $\mathcal{O}(kn^2)$
- Inconvénients:
  - ✗ : Quadratique dans la classification.
  - ✗ : Grande demande de la mémoire RAM.
  - ✗ : **Seulement les variables discrètes.**

HODE  
ECSQARU 09

GAODE/HAODE  
ICML 09



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- Complexité temporelle:
  - Entraînement:  $\mathcal{O}(tn^2)$
  - Classification:  $\mathcal{O}(kn^2)$
- Inconvénients:
  - ✗ : Quadratique dans la classification.
  - ✗ : Grande demande de la mémoire RAM.
  - ✗ : **Seulement les variables discrètes.**
- Tentatives d'améliorer la **précision** d'AODE.
  - **WAODE**: Modèle avec pondération:  $IM(\mathbf{C}, \mathbf{A}_j)$ .

HODE  
ECSQARU 09

GAODE/HAODE  
ICML 09



### Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

### New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- Une RB assume **toutes** les variables sont **discrètes**.
- Une **grande quantité de méthodes** mises au point pour résoudre les problèmes avec les **variables discrètes**.
- La **coexistence** de variables **discrètes** et **continues** dans le même problème est fréquente.
- Solution directe → **discrétisation**.
  - ✗ : Perte intrinsèque d'information.
  - ✗ : Quelle méthode de discrétisation devrions-nous choisir?
- Des solutions alternatives:
  - 1 Réseaux Conditionnels Gaussiens.
  - 2 Estimations par noyaux.
  - 3 Mélanges d'Exponentielles Tronqués.



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

### New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

## 1 Motivation

## 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens

## 3 Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus

Le classifieur Gaussien AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)

## 4 Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec des attributs numériques

Ensembles de données hybrides

## 5 Conclusions et perspectives



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



- Chaque **variable continue**  $X$  est modélisé par une **fonction de distribution gaussienne/normale**.

$$f(X|Y = y, Z = z; \Theta) = \mathcal{N}(x : \mu_X(y) + \sum_{j=1}^s b_{XZ_j}(y)(z_j - \mu_{Z_j}(y)), \sigma_{X|Z}^2(y))$$

- $b_{XZ_j}(y)$ , **terme de régression** qui individuellement mesure la force d'une liaison entre  $X$  et chaque parent continu.
- $\sigma_{X|Z}^2(y)$  est la **variance conditionnée** à  $X$  sur ses parents continus.

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)Méthodologie  
expérimentale et  
résultatsEnsemble de données avec  
des attributs numériquesEnsembles de données  
hybridesConclusions et  
perspectives

# Factorisation de la fonction de densité conjointe dans un réseau SPODE

GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

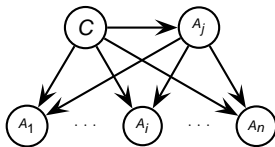
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

Structure

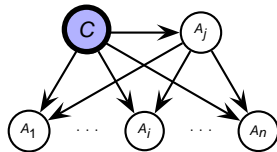
Densités locales



# Factorisation de la fonction de densité conjointe dans un réseau SPODE



Structure



Densités locales

$$\Theta_{\mathbf{C}} = (CPT)$$

$$f_{\mathbf{C}} \rightsquigarrow P(\mathbf{C})$$

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



# Factorisation de la fonction de densité conjointe dans un réseau SPODE



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

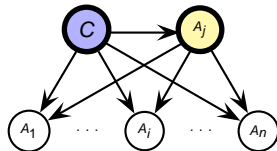
## Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

## Conclusions et perspectives

### Structure



### Densités locales

$$\Theta_C = (CPT)$$

$$f_C \rightsquigarrow P(C)$$

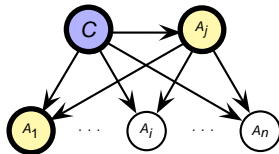
$$\Theta_j = (\mu_j(c), -, \sigma_j(c))$$

$$f_{A_j|C=c} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_j(c), \sigma_j(c))$$

# Factorisation de la fonction de densité conjointe dans un réseau SPODE



Structure



Densités locales

$$\Theta_C = (CPT)$$

$$f_C \rightsquigarrow P(C)$$

$$\Theta_j = (\mu_j(c), -, \sigma_j(c))$$

$$f_{A_j|C=c} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_j(c), \sigma_j(c))$$

$$\Theta_1 = (\mu_1(c), b_1(c), \sigma_{1|j}(c))$$

$$f_{A_1|C=c, A_j=a_j} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_1(c) + b_1(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{1|j}(c))$$

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

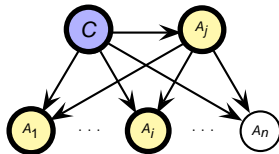
Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Factorisation de la fonction de densité conjointe dans un réseau SPODE



Structure



Densités locales

$$\Theta_C = (CPT)$$

$$f_C \rightsquigarrow P(C)$$

$$\Theta_j = (\mu_j(c), -, \sigma_j(c))$$

$$f_{A_j|C=c} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_j(c), \sigma_j(c))$$

$$\Theta_1 = (\mu_1(c), b_1(c), \sigma_{1|j}(c))$$

$$f_{A_1|C=c, A_j=a_j} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_1(c) +$$

$$+ b_{1j}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{1|j}(c))$$

$$\Theta_i = (\mu_i(c), b_i(c), \sigma_{i|j}(c))$$

$$f_{A_i|C=c, A_j=a_j} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_i(c) +$$

$$+ b_{ij}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{i|j}(c))$$

## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

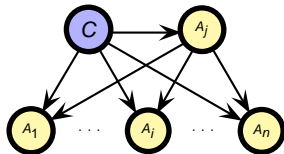
Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Factorisation de la fonction de densité conjointe dans un réseau SPODE



Structure



Densités locales

$\Theta_c = (CPT)$	$f_C \rightsquigarrow P(C)$
$\Theta_j = (\mu_j(c), -, \sigma_j(c))$	$f_{A_j C=c} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_j(c), \sigma_j(c))$
$\Theta_1 = (\mu_1(c), b_1(c), \sigma_{1 j}(c))$	$f_{A_1 C=c, A_j=a_j} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_1(c) + b_{1j}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{1 j}(c))$
$\Theta_i = (\mu_i(c), b_i(c), \sigma_{i j}(c))$	$f_{A_i C=c, A_j=a_j} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_i(c) + b_{ij}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{i j}(c))$
$\Theta_n = (\mu_n(c), b_n(c), \sigma_{n j}(c))$	$f_{A_n C=c, A_j=a_j} \rightsquigarrow \mathcal{N}(\mu_n(c) + b_{nj}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{n j}(c))$

Motivation

Réseaux Conditionnels Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)

Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec des attributs numériques

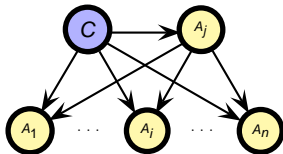
Ensembles de données hybrides

Conclusions et perspectives

# Factorisation de la fonction de densité conjointe dans un réseau SPODE



Structure



Densités locales

$$\begin{aligned}
 \Theta_c &= (CPT) & f_C &\sim P(C) \\
 \Theta_j &= (\mu_j(c), -, \sigma_j(c)) & f_{A_j|C=c} &\sim \mathcal{N}(\mu_j(c), \sigma_j(c)) \\
 \Theta_1 &= (\mu_1(c), b_1(c), \sigma_{1|j}(c)) & f_{A_1|C=c, A_j=a_j} &\sim \mathcal{N}(\mu_1(c) + b_{1j}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{1|j}(c)) \\
 \Theta_j &= (\mu_j(c), b_j(c), \sigma_{j|j}(c)) & f_{A_j|C=c, A_j=a_j} &\sim \mathcal{N}(\mu_j(c) + b_{jj}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{j|j}(c)) \\
 \Theta_n &= (\mu_n(c), b_n(c), \sigma_{n|j}(c)) & f_{A_n|C=c, A_j=a_j} &\sim \mathcal{N}(\mu_n(c) + b_{nj}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{n|j}(c))
 \end{aligned}$$

## Factorisation de la fonction de densité conjointe

$$\begin{aligned}
 f(c, a_j, a_1, \dots, a_j, \dots, a_n) &= p(c) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j(c)} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{a_j - \mu_j(c)}{\sigma_j(c)} \right)^2} \\
 &\cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{1|j}(c)} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{a_1 - (\mu_1(c) + b_{1j}(a_j - \mu_j(c)))}{\sigma_{1|j}(c)} \right)^2} \dots \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{n|j}(c)} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{a_n - (\mu_n(c) + b_{nj}(a_j - \mu_j(c)))}{\sigma_{n|j}(c)} \right)^2}
 \end{aligned}$$

Motivation

 Réseau  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

 Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

 Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

 Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

 Ensemble de données avec  
des attributs numériques

 Ensembles de données  
hybrides

 Conclusions et  
perspectives

## 1 Motivation

## 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens

## 3 **Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus**

Le classifieur Gaussien AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)

## 4 Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec des attributs numériques

Ensembles de données hybrides

## 5 Conclusions et perspectives



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- 1 Motivation
- 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens
- 3 Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus**  
Le classifieur Gaussian AODE (GAODE)  
Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)
- 4 Méthodologie expérimentale et résultats  
Ensemble de données avec des attributs numériques  
Ensembles de données hybrides
- 5 Conclusions et perspectives



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



- Utiliser **RGCs** pour traiter les attributs continus avec des parents continus:
  - La fonction de densité pour chaque attribut prédictif doit être estimée pour un nœud doté d'un seul parent discret (**C**) et d'un autre parent continu, qui est l'attribut super-parent dans chaque modèle, (**A<sub>j</sub>**).

$$f(A_i = a_i | C = c, A_j = a_j) = \mathcal{N}(a_i : \mu_i(c) + b_{ij}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{ij}^2(c))$$

- **MAP hypothesis:**

$$\operatorname{argmax}_c \left( \sum_{j=1}^n \mathcal{N}(a_j : \mu_j(c), \sigma_j^2(c)) p(c) \prod_{i=1 \wedge i \neq j}^n \mathcal{N}(a_i : \mu_i(c) + b_{ij}(c)(a_j - \mu_j(c)), \sigma_{ij}^2(c)) \right)$$

Motivation

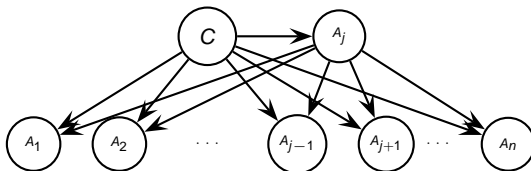
Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)Méthodologie  
expérimentale et  
résultatsEnsemble de données avec  
des attributs numériquesEnsembles de données  
hybridesConclusions et  
perspectives



# Le classifieur GAODE



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

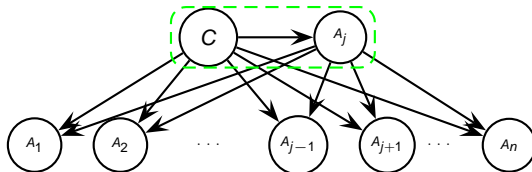
Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Le classifieur GAODE



GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

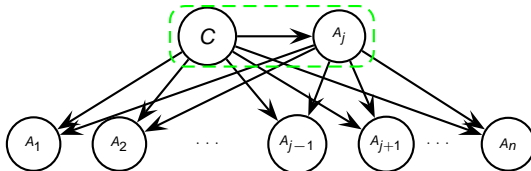
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



## - Distribution Gaussienne Univariée -



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

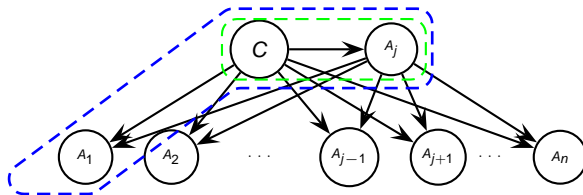
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



## - Distribution Gaussienne Univariée -



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

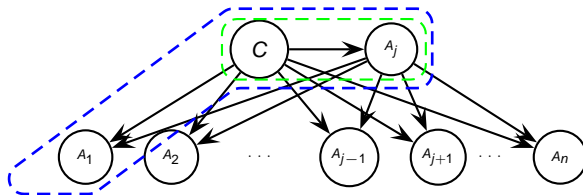
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



## - Distribution Gaussienne Univariée -



## - Distribution Conditionnelle Gaussienne -

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- **Complexité temporelle:**
    - La même que pour l'AODE (paramètres calculés de façon incrémentielle).
  - **Complexité spatiale:**
    - **Training & Classification:**  $\mathcal{O}(kn^2)$  (indépendant de  $v$ ).
- ✓ L'estimation des probabilités est plus fiable par rapport à la version multinomiale dû au fait qu'elles sont modélisées à partir d'un plus grand nombre d'échantillons, surtout quand la taille des tableaux de probabilité conditionnés est très grande.
- ✗ : il n'est pas possible de définir la fonction de probabilité correspondante pour une variable discrète conditionnée à un attribut numérique. **Limité aux bases de données qui sont formées exclusivement d'attributs numériques..**



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

## 1 Motivation

## 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens

## 3 **Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus**

Le classifieur Gaussian AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)

## 4 Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec des attributs numériques

Ensembles de données hybrides

## 5 Conclusions et perspectives



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



- Chaque **super-parent discret** ( $\mathbf{A}_j$ ) dans son modèle correspondant.
- **L'hypothèse MAP:**

$$\operatorname{argmax}_c \left( \sum_{j=1, N(a_j) > m}^n p(a_j, c) \prod_{i=1 \wedge i \neq j}^n \mathcal{N}(a_i : \mu_i(c, a_j), \sigma_i^2(c, a_j)) \right)$$

- **Complexité temporelle:**
    - **La même que pour l'AODE** (paramètres calculés de façon incrémentielle).
  - **Complexité spatiale:**
    - **Entraînement & Classification:** Le limite supérieure est la même que pour l'AODE  $\mathcal{O}(k(nv)^2)$ .
- ✓ Capacité de traiter avec tous les types de données, les hybrides (mélanges de variables discrètes et continues) aussi.

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

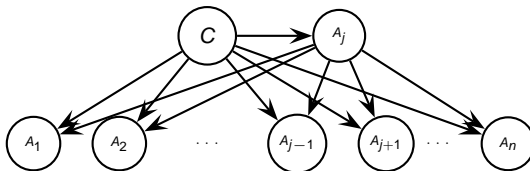
Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)Méthodologie  
expérimentale et  
résultatsEnsemble de données avec  
des attributs numériquesEnsembles de données  
hybridesConclusions et  
perspectives



# Le classifieur HAODE

GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

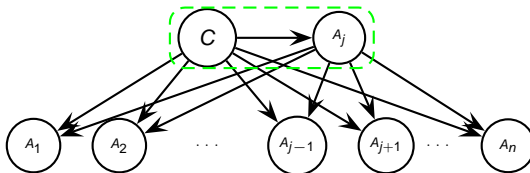
Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Le classifieur HAODE



GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

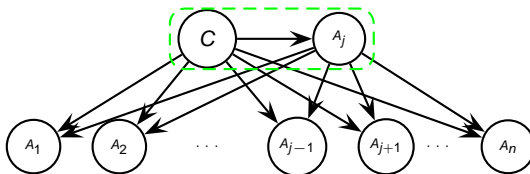
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



## - Distribution Multinomiale -



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

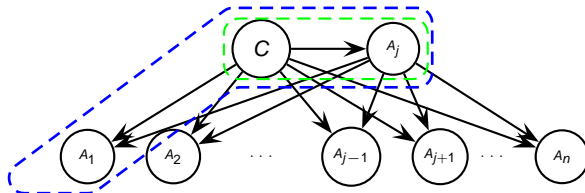
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



## - Distribution Multinomiale -



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

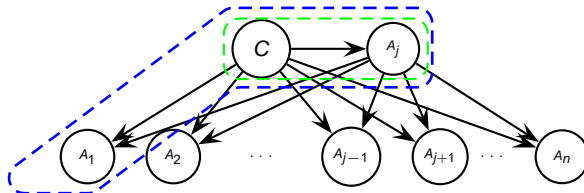
Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



## - Distribution Multinomiale -



## - Distribution Gaussienne Univariée -

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- 1 Motivation
- 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens
- 3 **Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus**
  - Le classifieur Gaussian AODE (GAODE)
  - Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)
- 4 **Méthodologie expérimentale et résultats**
  - Ensemble de données avec des attributs numériques
  - Ensembles de données hybrides
- 5 Conclusions et perspectives



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- 1 Motivation
- 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens
- 3 **Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus**
  - Le classifieur Gaussian AODE (GAODE)
  - Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)
- 4 **Méthodologie expérimentale et résultats**
  - Ensemble de données avec des attributs numériques
  - Ensembles de données hybrides
- 5 Conclusions et perspectives



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

- Expériences sur un total de **26 ensembles de données numériques**, présents sur la page d'accueil de l'Université de Waikato, ayant pour origine le répertoire UCI.
- Validation croisée (CV) 5x2.
- F Test 5x2 cv avec un niveau de signification fixé à 95%.
- Discrétisation supervisée pour NB, AODE et les super-parents pour HAODE.
  - Méthode de Fayyad et Irani (MDL).
  - D'autres expériences ont été réalisées avec les méthodes de discrétisation différentes, et les résultats obtenus suivent la même tendance.



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

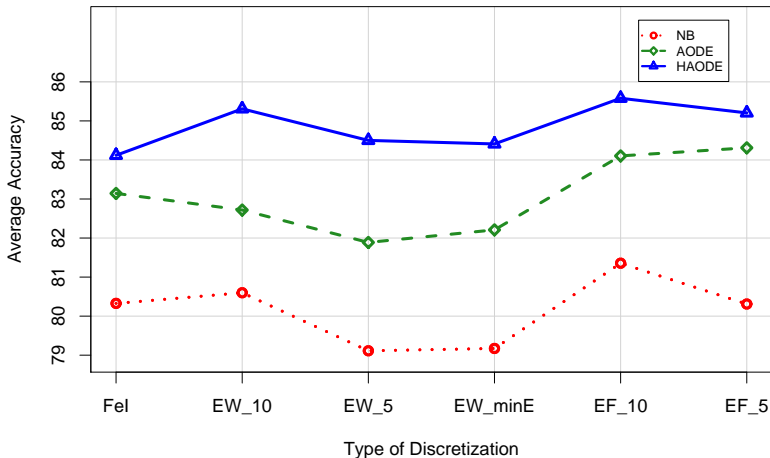
Conclusions et  
perspectives



# Comparaison entre différentes méthodes de discrétisation

GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

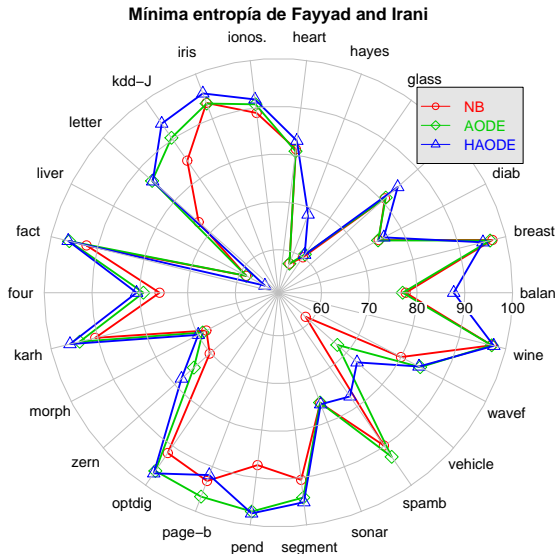
Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Comparaison entre différentes méthodes de discrétisation

GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Comparaison entre différentes méthodes de discrétisation



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

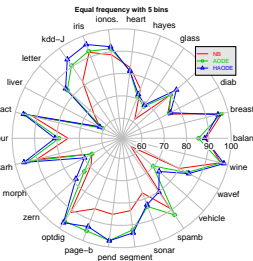
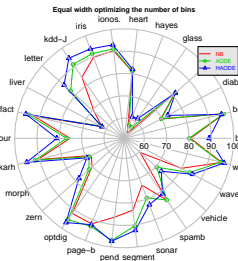
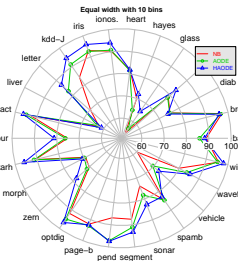
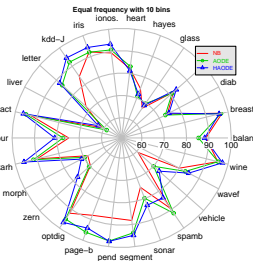
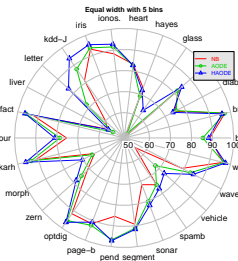
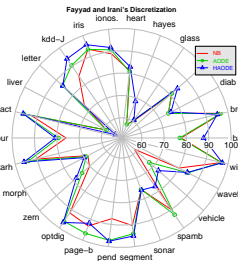
Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

## Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

## Conclusions et perspectives



# Ensembles de données avec des attributs continus



Motivation

 Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

 Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

 Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

 Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

 Ensemble de données avec  
des attributs numériques

 Ensembles de données  
hybrides

 Conclusions et  
perspectives

Id	NB-G	NB	AODE	GAODE	HAODE
balance-scale	●88, 864	77, 632	76, 992	●89, 088	●87, 68
breast-w	●96, 0801	●97, 1102	●96, 6237	●95, 9662	●95, 0787
diabetes	●74, 974	●74, 6875	●74, 5573	●74, 7917	●75, 9115
ecoli	●83, 9881	●80, 7738	●81, 0119	●84, 5238	●84, 3452
glass	49, 7196	●60	●60, 7477	●52, 8037	●60, 6542
hayes-roth	●65, 375	●57, 5	●57, 5	●65, 625	●68, 5
heart-statlog	●83, 4815	●81, 2593	●80, 8148	●83, 7778	●83, 037
ionosphere	●82, 963	●88, 8889	●90, 7123	●92, 0228	●91, 7379
iris	●95, 0667	●93, 4667	●93, 3333	●97, 4667	●95, 6
kdd-JapanV	85, 7444	84, 5758	90, 3885	91, 8442	●93, 9966
letter	64, 06	73, 296	●86, 292	71, 235	●86, 138
liver-disorders	●54, 2609	●58, 6087	●58, 6087	●57, 3333	●54, 2029
mfeat-factors	92, 29	92, 36	●96, 08	●95, 94	●96, 31
mfeat-fourier	75, 7	75, 87	79, 25	●79, 39	●80, 69
mfeat-karh	93, 16	90, 48	●93, 83	●96, 15	●95, 92
mfeat-morph	●69, 32	68, 03	68, 9	●70, 79	●69, 95
mfeat-zernike	72, 99	70, 21	74, 63	●77, 42	●78, 1
optdigits	91, 1317	91, 7544	●96, 3167	93, 637	●96, 9181
page-blocks	●87, 7142	93, 1336	●96, 6307	●90, 9446	●91, 8144
pendigits	85, 7041	87, 3362	●97, 1161	94, 2085	●97, 5182
segment	80, 6753	90, 4416	●94, 1732	86, 6667	●95, 1602
sonar	67, 5	●75, 6731	●75, 5769	●71, 4423	●75, 9615
spambase	79, 5131	89, 8544	●92, 7277	79, 8566	77, 3658
vehicle	43, 1678	58, 6052	67, 4704	●68, 5106	●72, 9787
waveform-5000	80	79, 968	●84, 508	●84, 46	●84, 22
wine	97, 4157	96, 9663	●96, 9663	●98, 427	97, 4157
<b>Av</b>	<b>78, 4842</b>	<b>80, 3262</b>	<b>83, 1445</b>	<b>82, 4739</b>	<b>84, 1233</b>

# Ensembles de données avec des attributs continus



Motivation

 Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

 Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

 Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

 Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

 Ensemble de données avec  
des attributs numériques

 Ensembles de données  
hybrides

 Conclusions et  
perspectives

Id	NB-G	NB	AODE	GAODE	HAODE
balance-scale	●88, 864	77, 632	76, 992	●89, 088	●87, 68
breast-w	●96, 0801	●97, 1102	●96, 6237	●95, 9662	●95, 0787
diabetes	●74, 974	●74, 6875	●74, 5573	●74, 7917	●75, 9115
ecoli	●83, 9881	●80, 7738	●81, 0119	●84, 5238	●84, 3452
glass	49, 7196	●60	●60, 7477	●52, 8037	●60, 6542
hayes-roth	●65, 375	●57, 5	●57, 5	●65, 625	●68, 5
heart-statlog	●83, 4815	●81, 2593	●80, 8148	●83, 7778	●83, 037
ionosphere	●82, 963	●88, 8889	●90, 7123	●92, 0228	●91, 7379
iris	●95, 0667	●93, 4667	●93, 3333	●97, 4667	●95, 6
kdd-JapanV	85, 7444	84, 5758	90, 3885	91, 8442	●93, 9966
letter	64, 06	73, 296	●86, 292	71, 235	●86, 138
liver-disorders	●54, 2609	●58, 6087	●58, 6087	●57, 3333	●54, 2029
mfeat-factors	92, 29	92, 36	●96, 08	●95, 94	●96, 31
mfeat-fourier	75, 7	75, 87	79, 25	●79, 39	●80, 69
mfeat-karh	93, 16	90, 48	●93, 83	●96, 15	●95, 92
mfeat-morph	●69, 32	68, 03	68, 9	●70, 79	●69, 95
mfeat-zernike	72, 99	70, 21	74, 63	●77, 42	●78, 1
optdigits	91, 1317	91, 7544	●96, 3167	93, 637	●96, 9181
page-blocks	●87, 7142	93, 1336	●96, 6307	●90, 9446	●91, 8144
pendigits	85, 7041	87, 3362	●97, 1161	94, 2085	●97, 5182
segment	80, 6753	90, 4416	●94, 1732	86, 6667	●95, 1602
sonar	67, 5	●75, 6731	●75, 5769	●71, 4423	●75, 9615
spambase	79, 5131	89, 8544	●92, 7277	79, 8566	77, 3658
vehicle	43, 1678	58, 6052	67, 4704	●68, 5106	●72, 9787
waveform-5000	80	79, 968	●84, 508	●84, 46	●84, 22
wine	97, 4157	96, 9663	●96, 9663	●98, 427	97, 4157
<b>Av</b>	<b>78, 4842</b>	<b>80, 3262</b>	<b>83, 1445</b>	<b>82, 4739</b>	<b>84, 1233</b>

# Ensembles de données avec des attributs continus

GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Ensembles de données avec des attributs continus

GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Ensembles de données avec des attributs continus

GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



# Ensembles de données avec des attributs continus



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Ensembles de données avec des attributs continus



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Ensembles de données avec des attributs continus



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Ensembles de données avec des attributs continus

GAODE et HAODE:

Ana M. Martínez



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Ensembles de données avec des attributs continus



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Ensembles de données avec des attributs continus



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

# Ensembles de données avec des attributs continus



<b>Ftest</b>	NB-G	NB	AODE	<b>GAODE</b>
<b>Wilcoxon</b>				
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
<b>GAODE</b>	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
<b>HAODE</b>	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

## Ensembles de données avec des attributs continus



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AOE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AOE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

Ftest				
Wilcoxon	NB-G	NB	AODE	GAODE
NB	7-16-3			
	NO			
AODE	11-14-1	14-12-0		
	AODE	AODE		
GAODE	12-14-0	12-12-2	5-16-5	
	GAODE	GAODE	NO	
HAODE	13-13-0	13-12-1	6-19-1	6-18-2
	HAODE	HAODE	HAODE	HAODE

- ✓ GAODE et HAODE sont significativement meilleurs que NB.
- ✓ **GAODE** obtient des résultats compétitifs comparant à AODE.
- ✓ **HAODE** offre un avantage encore plus élevé, **HAODE améliore AODE de manière significative dans les ensembles de données numériques.**





- Statistique de **Friedman** (chi-square avec 4 degrés de liberté: 27.12):  $1.877e - 05$ .
- Statistique d'Iman et Davenport (F-distribution avec 4 and 100 degrés de liberté: 8.82):  $3.852e - 06$ .
- Tests de **Nemenyi**: ont uniquement rejeté l'hypothèse que les 2 algorithmes ne sont pas significativement différents en faveur de GAODE et HAODE par rapport à NB-G et NB.

Motivation

 Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

 Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

 Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

 Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

 Ensemble de données avec  
des attributs numériques

 Ensembles de données  
hybrides

 Conclusions et  
perspectives

**Tableau:**  $p$ -valeur ajusté

$i$	hypothesis	unadjusted $p$	$P_{Neme}$	$P_{Holm}$
1	"NB-G" vs ."HAODE"	2.555080653283355E-5	2.555080653283355E-4	2.555080653283355E-4
2	"NB" vs ."HAODE"	2.299235858400624E-4	0.002299235858400624	0.0020693122725605616
3	"NB-G" vs ."GAODE"	3.8219140804744933E-4	0.0038219140804744934	0.0030575312643795947
4	"NB" vs ."GAODE"	0.002479351316213918	0.02479351316213918	0.017355459213497428
5	"NB-G" vs ."AOE"	0.01405860532373715	0.1405860532373715	0.0843516319424229
6	"NB" vs ."AOE"	0.053665391826160654	0.5366539182616066	0.2683269591308033
7	"AOE" vs ."HAODE"	0.07941062599894239	0.7941062599894239	0.31764250399576954
8	"AOE" vs ."GAODE"	0.27293765570660644	2.7293765570660646	0.8188129671198193
9	"GAODE" vs ."HAODE"	0.5106708223861578	5.1067082238615775	1.0213416447723156
10	"NB-G" vs ."NB"	0.598725069652846	5.98725069652846	1.0213416447723156



- Statistique de **Friedman** (chi-square avec 4 degrés de liberté: 27.12):  $1.877e - 05$ .
- Statistique d'Iman et Davenport (F-distribution avec 4 and 100 degrés de liberté: 8.82):  $3.852e - 06$ .
- Tests de **Nemenyi**: ont uniquement rejeté l'hypothèse que les 2 algorithmes ne sont pas significativement différents en faveur de GAODE et HAODE par rapport à NB-G et NB.

Motivation

 Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

 Le classifieur Gaussien  
AOE (GAODE)

 Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

 Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

 Ensemble de données avec  
des attributs numériques

 Ensembles de données  
hybrides

 Conclusions et  
perspectives

**Tableau:**  $p$ -valeur ajusté

$i$	hypothesis	unadjusted $p$	$p_{Neme}$	$p_{Holm}$
1	"NB-G" vs ."HAODE"	2.555080653283355E-5	2.555080653283355E-4	2.555080653283355E-4
2	"NB" vs ."HAODE"	2.299235858400624E-4	0.002299235858400624	0.0020693122725605616
3	"NB-G" vs ."GAODE"	3.8219140804744933E-4	0.0038219140804744934	0.0030575312643795947
4	"NB" vs ."GAODE"	0.002479351316213918	0.02479351316213918	0.017355459213497428
5	"NB-G" vs ."AOE"	0.01405860532373715	0.1405860532373715	0.0843516319424229
6	"NB" vs ."AOE"	0.053665391826160654	0.5366539182616066	0.2683269591308033
7	"AOE" vs ."HAODE"	0.07941062599894239	0.7941062599894239	0.31764250399576954
8	"AOE" vs ."GAODE"	0.27293765570660644	2.7293765570660646	0.8188129671198193
9	"GAODE" vs ."HAODE"	0.5106708223861578	5.1067082238615775	1.0213416447723156
10	"NB-G" vs ."NB"	0.598725069652846	5.98725069652846	1.0213416447723156



- Statistique de **Friedman** (chi-square avec 4 degrés de liberté: 27.12):  $1.877e - 05$ .
- Statistique d'Iman et Davenport (F-distribution avec 4 and 100 degrés de liberté: 8.82):  $3.852e - 06$ .
- Tests de **Nemenyi**: ont uniquement rejeté l'hypothèse que les 2 algorithmes ne sont pas significativement différents en faveur de GAODE et HAODE par rapport à NB-G et NB.

**Tableau:**  $p$ -valeur ajusté

$i$	hypothesis	unadjusted $p$	$p_{Neme}$	$p_{Holm}$
1	"NB-G" vs ."HAODE"	2.555080653283355E-5	2.555080653283355E-4	2.555080653283355E-4
2	"NB" vs ."HAODE"	2.299235858400624E-4	0.002299235858400624	0.0020693122725605616
3	"NB-G" vs ."GAODE"	3.8219140804744933E-4	0.0038219140804744934	0.0030575312643795947
4	"NB" vs ."GAODE"	0.002479351316213918	0.02479351316213918	0.017355459213497428
5	"NB-G" vs ."AODE"	0.01405860532373715	0.1405860532373715	0.0843516319424229
6	"NB" vs ."AODE"	0.053665391826160654	0.5366539182616066	0.2683269591308033
7	"AODE" vs ."HAODE"	0.07941062599894239	0.7941062599894239	0.31764250399576954
8	"AODE" vs ."GAODE"	0.27293765570660644	2.7293765570660646	0.8188129671198193
9	"GAODE" vs ."HAODE"	0.5106708223861578	5.1067082238615775	1.0213416447723156
10	"NB-G" vs ."NB"	0.598725069652846	5.98725069652846	1.0213416447723156

Motivation

 Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

 Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

 Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

 Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

 Ensemble de données avec  
des attributs numériques

 Ensembles de données  
hybrides

 Conclusions et  
perspectives

- 1 Motivation
- 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens
- 3 **Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus**  
Le classifieur Gaussien AODE (GAODE)  
Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)
- 4 **Méthodologie expérimentale et résultats**  
Ensemble de données avec des attributs numériques  
Ensembles de données hybrides
- 5 Conclusions et perspectives



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives



- Comme HAODE est capable de traiter **tous les types d'EDs**.
- Expériences sur 16 EDs hybrides inclus dans un **groupe standard de 36 EDs** du répertoire UCI.
- Même cadre expérimental.

Id	NB	AODE	HAODE	%M
zoo	●90, 495	●91, 6832	●94, 2574	0
lymph	●81, 0811	●80, 8108	●82, 5676	0
vowel	50, 6667	61, 0505	●78, 4444	0
credit-g	●74, 16	●74, 44	●75, 32	0
labor	●88, 4211	●87, 7193	●88, 0702	0
anneal	●95, 1448	●96, 7483	●92, 784	0
heart-c	●83, 3003	●83, 3003	●83, 7624	0, 17
credig-a	●86, 029	●86, 2609	78, 8696	5
hepatitis	●82, 3226	●83, 0968	●84, 3871	5, 39
hypothyroid	●97, 7253	●98, 0011	95, 6416	5, 4
sick	97, 0891	●97, 2057	94, 5652	5, 4
autos	●58, 7317	●64, 1951	●57, 561	11, 06
colic.ORIG	●69, 6196	●69, 7826	60, 8696	18, 7
heart-h	●83, 8776	●83, 9456	●83, 4014	19
colic	●79, 3478	●81, 087	●78, 8043	22, 77
anneal.ORIG	●93, 1403	●93, 9866	88, 7751	63, 32
Av	●81, 947	●83, 3321	●82, 3801	

Motivation

 Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

 Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

 Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

 Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

 Ensemble de données avec  
des attributs numériques

 Ensembles de données  
hybrides

 Conclusions et  
perspectives

# Qu'est-ce qui se passe dans les EDs hybrides?

- Résumé des résultats:
  - **HAODE-égalisations-AODE**: 1 – 10 – 5.
  - *Test de Wilcoxon*: Pas de la différence statistique.
- **Pourquoi?**
  - Aucun modèle significatif n'a été trouvé en analysant le pourcentage de variables numériques par rapport aux variables discrètes.
  - La présence de **valeurs manquantes pénalise l'HAODE** par rapport à l'AODE. Différences statistiques (Wilcoxon) lorsqu'on considère uniquement les EDs avec des valeurs manquantes.
  - Résultats après l'utilisation d'une **filtre non-supervisé pour remplacer les valeurs manquantes**: 2 – 12 – 2.



## Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

## New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

## Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

## Conclusions et perspectives

- 1 Motivation
- 2 Réseaux Conditionnels Gaussiens
- 3 **Nouvelles propositions pour traiter les attributs continus**
  - Le classifieur Gaussian AODE (GAODE)
  - Le classifieur Hybrid AODE (HAODE)
- 4 **Méthodologie expérimentale et résultats**
  - Ensemble de données avec des attributs numériques
  - Ensembles de données hybrides
- 5 **Conclusions et perspectives**



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives

## Conclusions et perspectives

- Dans cet article, nous avons proposé deux variantes pour le classifieur AODE afin de traiter les attributs continus.
- **GAODE**: applique les RCGs.
  - ✓ **Résultats compétitifs** par rapport à l'AODE (5 – 16 – 5).
  - ✓ **Réduction de la complexité de l'espace.**
  - ✓ Conserve la complexité temporelle de l'AODE.
  - ✓ Calcul plus fiable des statistiques nécessaires, paramètres sont exclusivement conditionnés à la classe.
  - ✗ : Limité aux ensembles de données continus.
- **HAODE**: maintient discret l'attribut super-parent dans chaque modèle.
  - ✓ **Significativement meilleur** que l'AODE dans les EDs continus (6 – 19 – 1).
  - ✓ Il offre l'avantage évident de traiter avec **toutes sorte d'ensembles de données.**
  - ✗ : Il a montré une préférence nette pour les EDs de données dotés d'attributs continus et sans valeurs manquantes.
- À l'avenir: d'explorer des distributions plus générales, en particulier l'application des **Mélanges d'Exponentielles Tronqués** (MTEs), impliquent une estimation plus précise, et sont capables de modéliser les réseaux bayésiennes, gaussiens et hybrides.



### Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

### New proposals

Le classifieur Gaussien  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

### Méthodologie expérimentale et résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

### Conclusions et perspectives



# Merci beaucoup



Motivation

Réseaux  
Conditionnels  
Gaussiens

New proposals

Le classifieur Gaussian  
AODE (GAODE)

Le classifieur Hybrid AODE  
(HAODE)

Méthodologie  
expérimentale et  
résultats

Ensemble de données avec  
des attributs numériques

Ensembles de données  
hybrides

Conclusions et  
perspectives