# Un système multi-agent pour une place de marché de factures

#### Cédric Buron

Directrice de thèse: Zahia Guessoum Co-encadrants: Sylvain Ductor

kyriba



Ólivier Roussel

# LE PROJET

# Projet FUI Risk, Credit line and Supply chain Management

Contexte Besoin en fonds de roulement : risque pour les entreprises exemple : 2015 : 981 m<sup>ds</sup>€ perdus à cause de mauvaises pratiques.

But Aider à la gestion du BFRR

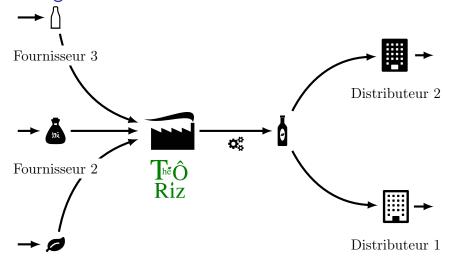
Membres du consortium



# Projet FUI Risk, Credit line and Supply chain Management

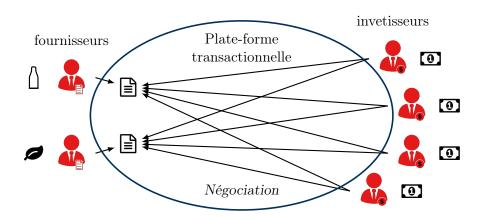
Il était une fois une bouteille de thé...

# Projet FUI Risk, Credit line and Supply chain Management



Fournisseur 1

# Projet FUI Risk, Credit line and Supply chain Management



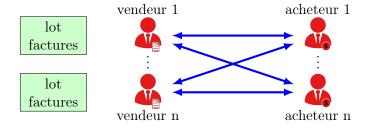
# PROBLÉMATIQUE

DE LA THÈSE

Trois éléments principaux (Baarslag2015Learning):

Bien : lots de factures automatiser la création Protocole : règles de négociation choisir le protocole

Agents: acheteurs/vendeurs automatiser la négociation



Trois éléments principaux (Baarslag2015Learning):

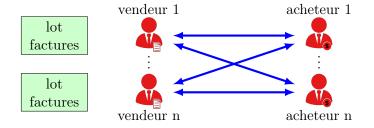
lots de factures Bien:

Protocole: règles de négociation choisir le protocole Agents:

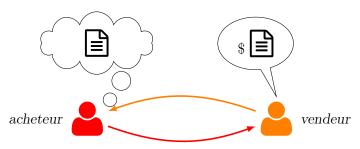
acheteurs/vendeurs

automatiser la création

automatiser la négociation

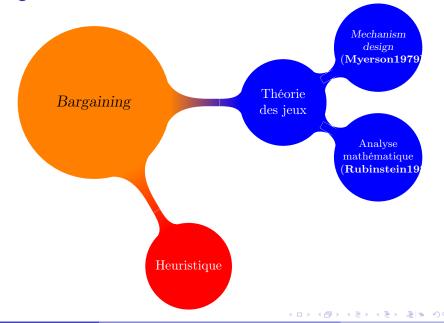


#### Bargaining



#### 3 actions possibles:

- faire une contre-proposition,
- $\bullet$  accepter la proposition du partenaire  $\rightarrow$  accord
- $\bullet$ refuser la proposition du partenaire  $\rightarrow$  désaccord



Notre proposition : considérer la négociation comme un jeu extensif

- joueurs : acheteur et vendeur
- préférence des joueurs sur les états finaux des jeux : profil de préférence
- mouvements possibles : protocole de négociation
- tours de jeux : définis par le protocole

#### Problème

- Comment contrer les agents curieux?
  - agents cherchant à obtenir des informations confidentielles sur l'adversaire
  - cause de ralentissement, d'annulation et de déséquilibres de négociation
- Comment automatiser la négociation dans une configuration réaliste?
  - domaine de négociation composé d'attributs quantitatifs et catégoriels
  - pas nécessairement de bornes à la négociation

## Bargaining et agents curieux

Limitation du bargaining

Modification

Initialisation : Prix de réserve non compatibles

Mécanisme de mise en relation des agents *via* un tiers de confiance ssi leurs prix de réserve sont compatibles

Échange de propositions :

2 Allongement artificiel de la négociation Limitation du nombre d'échanges

Issue: Gratuité du refus d'une proposition adverse

Obligation de la transistion au prix annoncé

#### Bargaining et agents curieux

Soit un bargaining entre un acheteur p curieux et un vendeur s:

- $\pi_a(k)$  le prix de réserve d'un agent au tour k et
- $k^{max}$  l'étape à laquelle la négociation est arrêtée (échéance)

#### Théorème

Le protocole bilatéral donne une incitation à p à déclarer un prix de réserve inférieur ou égal à  $\pi_p(k^{\mathsf{max}})$ .

#### Théorème

Le protocole bilatéral donne une incitation à p et s à chercher un accord plutôt que rejeter une offre ou atteindre l'échéance.

# MOCANA

# Contexte et motivation La négociation automatique

Domaine de recherche automatisant la négociation par l'introduction d'agents autonomes.

- compétition créée en 2011 Automated Negotiation Agent Competition
- domaine de recherche allant vers plus de concret
- applications possibles : allocation de ressources, e-commerce...

Objectif d'un agent : trouver un accord qui soit intéressant pour lui et acceptable pour le partenaire « dilemme de la négociation »

# Contexte et motivation La négociation automatique

Problématique : concevoir un agent capable de négocier dans un contexte très général :

- protocole:
  - bargaining
  - avec ou sans borne
- biens:
  - multi-attributs
  - attributs catégoriels et/ou continus

#### État de l'art

Principaux agents de négociation automatique :

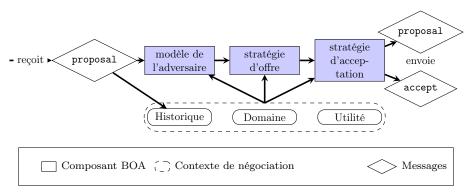
- IAMhaggler (Williams2012),
- AgentSmith (GalenLast2012),
- WhaleAgent (Sato2016),
- GROUP2 (Szoellosi2016),
- Gangster (Jonge2016)

Aucun agent n'est capable de négocier dans notre contexte.

# Contexte et motivation La négociation automatique

#### Architecture BOA (Baarslag2016):

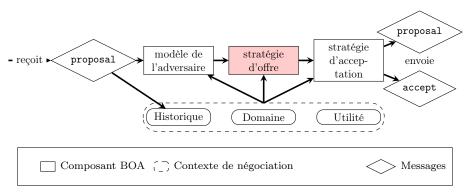
- Bidding Strategy ou stratégie d'offre
- Opponent modeling ou modélisation de l'adversaire
- Acceptance strategy ou stratégie d'acceptation



# Contexte et motivation La négociation automatique

#### Architecture BOA (Baarslag2016):

- Bidding Strategy ou stratégie d'offre
- Opponent modeling ou modélisation de l'adversaire
- Acceptance strategy ou stratégie d'acceptation



# Stratégie d'offre

Méthode illustration

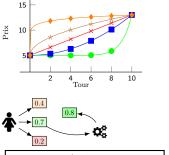
×

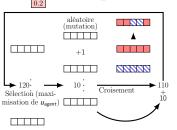
Tactiques WhaleAgent

(Faratin1998Negotiation) (Sato2016)

Offres de l'adversaire GROUP2 (Szoellosi2016)

Algorithmes génétiques Gangster (Jonge 2016)





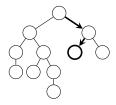




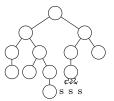


# Stratégie d'offre : MCTS

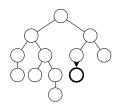
- Adaptation de Monte Carlo Tree Search
  - heuristique utilisée dans les jeux
  - efficace pour les jeux à large facteur de branchement



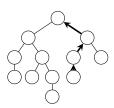
(a) Sélection



(c) Simulation



(b) Expansion



(d) Rétropropagation

#### Stratégie d'offre : MoCaNA

Sélection le fils sélectionné j est celui qui maximise :

$$C_j = \frac{\bar{X}_j}{n_j + 1} + C \cdot n^{\alpha} \sqrt{\frac{\ln(n)}{n_j + 1}}$$

avec n le nombre total de simulations,  $n_j$  le nombre de simulations de j et  $\bar{X}_j$  le score moyen de j, C et  $\alpha$  des paramètres du modèle.

Expansion Un nouveau nœud est étendu quand

$$n_p^{\alpha} \geqslant n_c$$

avec  $n_p$  le nombre de fois où le parent a été simulé et  $n_c$  le nombre d'enfants qu'il a.

Le nouveau nœud étendu est aléatoire.

Sélection et expansion reposant sur le progressive widening

#### Stratégie d'offre : MoCaNA

Simulation Repose sur la modélisation des stratégies d'offre et d'acceptation

Rétropropagation Rétropropagation des scores ; score de l'agent et score modélisé de l'adversaire

Simulation et rétropropagation reposant sur les 2 modèles de l'adversaire :

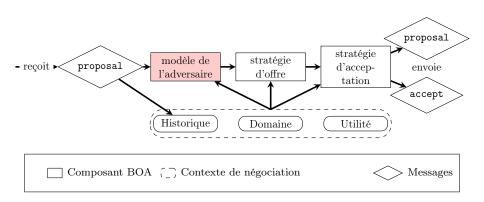
- modèle de la stratégie (régression de processus gaussien)
   (Williams2011Using)
- modèle de l'utilité (apprentissage bayésien)
   (Hindriks2008Opponent)

## Stratégie d'offre : MoCaNA

#### Deux variantes d'élagage

- selon une valeur fixe:
  - suppression des nœuds dont l'utilité est au-dessous d'un seuil,
  - · valeur déterminée en fonction de l'utilité attendue,
  - ici, valeur seuil de 0.8.
- 2 selon les offres de l'adversaire :
  - suppression des nœuds dont l'utilité est pire que la meilleure proposition adverse,
  - pas de nécessité de déterminer une utilité attendu a priori.

#### Modélisation de l'adversaire



#### Modélisation d'adversaire

Utilisation d'apprentissage automatique pour modéliser certains aspects de l'adversaire (Baarslag2015Learning)

5 éléments modélisés dans la littérature :

- stratégie d'offre
- profil de préférence
- stratégie d'acceptation
- borne (temps ou nombre de tours)
- prix de réserve

#### Modélisation d'adversaire

Utilisation d'apprentissage automatique pour modéliser certains aspects de l'adversaire (Baarslag2015Learning)

5 éléments modélisés dans la littérature :

- stratégie d'offre
- profil de préférence
- stratégie d'acceptation
- borne (temps ou nombre de tours)
- prix de réserve

# Modélisation d'adversaire : stratégie d'offre

Méthode	illustration	adai	Poti	\$toc)	atti.
Régression IAMhaggler (Williams2012)	$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	×	×	×	×
Réseaux de neurones (Oprea2003)	$t_n$ $\vdots$ $t_{n-k+1}$ $t_{n-k}$ $t_{n-k}$	<b>√</b>	✓	×	×
Régression de processus gaussien IAMhaggler2011 (Williams2011Using)	thesis-figure68.pdf	<b>√</b>	<b>√</b>	✓ = -1	

## Modélisation d'adversaire : stratégie d'offre

• Processus gaussien : extension de la gaussienne multivariée Soit  $(x_i, y_i)$ . On suppose :

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, K(x_i))$$

avec K, matrice de covariance représentant la proximité des tours entre eux, selon une fonction de covariance k:

$$K(x_i) = (k_{jk}) = (k(x_i, x_k))$$

Alors la prédiction pour le tour  $x_*$ :

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \\ y_* \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathcal{K}(x_i, x_*))$$

#### Modélisation d'adversaire : stratégie d'offre

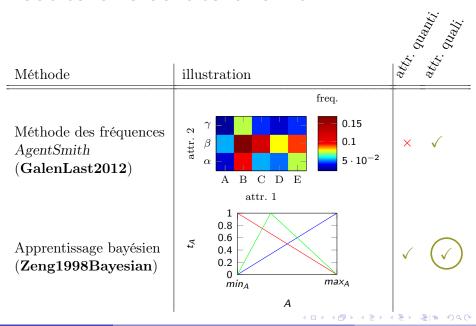
Théorème sur les gaussiennes multivariées :

$$\begin{cases} \bar{y_*} = K_* K^{-1} \mathbf{y} \\ \sigma_* = \operatorname{var}(y_*) = K_{**} - K_* K^{-1} K_*^\top \end{cases}$$
 où  $K_* = (k(x_*, x_1), \dots, k(x_*, x_n))$  et  $K_{**} = k(x_*, x_*)$ .

thesis-figure68.pdf

thesis-figure69.pdf

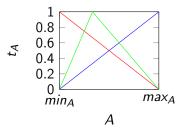
#### Modélisation d'adversaire : utilité



#### Modélisation d'adversaire : utilité

Hypothèses de l'apprentissage bayésien :

• fonctions triangulaires  $t_i$  pour chaque attribut



• un rang  $\tau_i$  pour l'attribut i et du poids  $w_i = 2 \frac{\tau_i}{n \cdot (n+1)}$  pour une proposition  $(x_1, \dots, x_n)$ , prédiction de l'hypothèse

$$h(b) = \sum_{1 \leq i \leq n} w_i \cdot t_i(x_i)$$

#### Modélisation de l'adversaire : utilité

#### Suppositions

- Probabilité de chaque hypothèse : gaussienne
- Concessions monotones et régulières (proches de  $u^0: b \mapsto 1 \alpha \cdot round(b)$ , avec  $\alpha$  à déterminer)

Donc

$$P(b|h_j) = \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{\left(u_j(b) - u^0(b)\right)^2}{2\sigma^2}} \text{ et } P(h_j|b) = \frac{P(h_j)P(b|h_j)}{\sum\limits_{k \leq m} P(h_k)P(b|h_k)}$$

Mise à jour de  $P(h_j)$  à chaque réception d'une proposition b. Modèle : somme pondérée des hypothèses

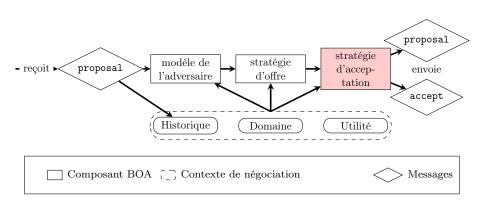
$$u = \sum_{i} P(hj|b) \cdot h_{j}$$

- Efficace pour les attributs numériques,
- Généralisation naturelle aux attributs catégoriels.

# Modélisation de l'adversaire : stratégie d'acceptation

- Utilisation des modèles de stratégie et d'utilité :
  - supposition d'une stratégie d'acceptation myope,
  - déductible du modèle d'utilité et du modèle de stratégie d'offre.
- Réseaux de neurones :
  - ▶ proposition faite par l'adversaire ~ acceptable,
  - prise en compte des négociation précédentes si disponible.

## Stratégie d'acceptation



## Stratégie d'acceptation

#### Trois types de stratégies :

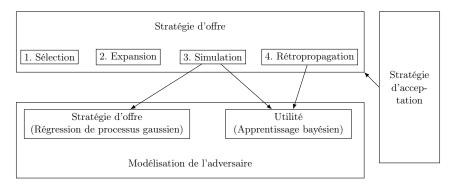
- stratégies myopes
  - accepter si proposition adverse meilleure que dernière proposition de l'agent
  - accepter si proposition adverse meilleure que prochaine proposition de l'agent
  - accepter si proposition adverse meilleure que meilleure proposition de l'agent
  - accepter si proposition adverse meilleure qu'un seuil prédéfini
- mélange de stratégies myopes, selon la distance à la borne
- stratégie « optimale »
  - modélisation la stratégie adverse
  - calcul du tour auquel la proposition adverse sera la meilleure
  - mise à jour chaque tour
  - accepter ssi le tour est optimal et la proposition est acceptable

## Stratégie d'acceptation

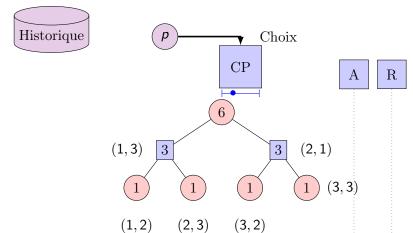
#### Trois types de stratégies :

- stratégies myopes
  - accepter si proposition adverse meilleure que dernière proposition de l'agent
  - accepter si proposition adverse meilleure que prochaine proposition de l'agent
  - accepter si proposition adverse meilleure que meilleure proposition de l'agent
  - accepter si proposition adverse meilleure qu'un seuil prédéfini
- mélange de stratégies myopes, selon la distance à la borne
- stratégie « optimale »
  - modélisation la stratégie adverse
  - calcul du tour auquel la proposition adverse sera la meilleure
  - mise à jour chaque tour
  - accepter ssi le tour est optimal et la proposition est acceptable

#### Architecture

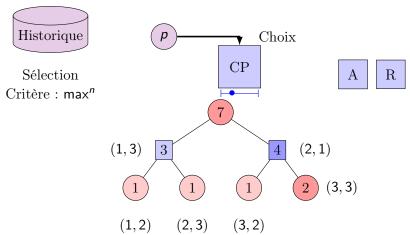


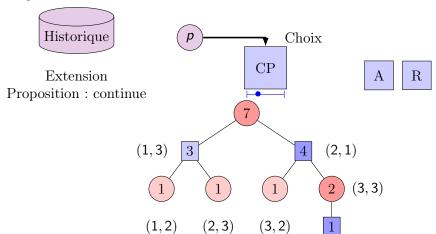
#### Exemple

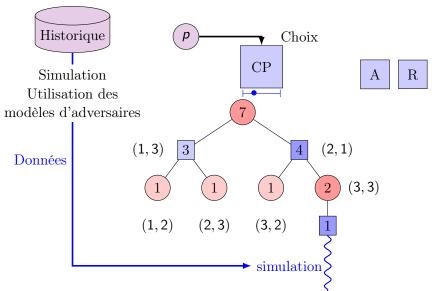


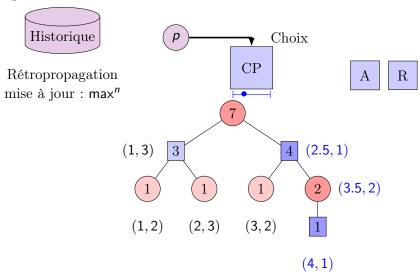
(2, 1)

(0, 0)









## Évaluation: Implémentation

- Langage : Java
- Bibliothèques :
  - ▶ JaMa
  - Apache Commons Math
- Multithreadé
- Décorrélé du framework

./diagramme\_classes.png

## Évaluation: Protocole expérimental

- utilisation des agents ANAC 2014
  - présence d'une échéance,
  - domaines très larges mais non continus,
  - fonctions d'utilité non linéaires,
- implémentation d'un RandomWalker
  - pas d'échéance,
  - même domaine, mêmes profils d'utilité.

## Évaluation : résultats Sans élagage

Adversaire	Score adversaire	Score MoCaNA	Taux d'accord
AgentM	$0.882\ (\pm0.069)$	$0.655 (\pm 0.076)$	0.35
DoNA	$1.000 \ (\pm 0.000)$	$0.572 (\pm 0.000)$	0.05
Gangster	$0.814 \ (\pm 0.130)$	$0.637 \ (\pm 0.142)$	0.45
Whale	$0.779 (\pm 0.164)$	$0.697 \ (\pm 0.113)$	0.45
Group2	$0.689 \ (\pm 0.211)$	$0.822\ (\pm0.194)$	0.45
kGAgent	$0.977 (\pm 0.085)$	$0.554 (\pm 0.047)$	0.20
AgentYk	$0.806 \ (\pm 0.174)$	$0.752 (\pm 0.154)$	0.15
BraveCat	$0.622(\pm 0.170)$	$0.749 \ (\pm 0.101)$	0.95

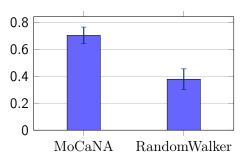
## Évaluation : résultats Avec élagage variable

Adversaire	Score adversaire	Score MoCaNA	Taux d'accord
AgentM	$0.770 \ (\pm 0.113)$	$0.656 \ (\pm 0.077)$	0.10
DoNA	$0.857 (\pm 0.005)$	$0.547 \ (\pm 0.058)$	0.10
Gangster	$0.563 \ (\pm 0.221)$	$0.702 \ (\pm 0.162)$	0.55
Whale	$0.639 \ (\pm 0.085)$	$0.768 \ (\pm 0.097)$	0.25
Group2	$0.534 \ (\pm 0.075)$	$0.786 \ (\pm 0.098)$	0.45
kGAgent	$1 \ (\pm 0.0)$	$0.485 \ (\pm 0.0)$	0.05
AgentYk	$0.771(\pm 0.128)$	$0.637(\pm 0.106)$	0.15
${\bf BraveCat}$	$0.519(\pm 0.232)$	$0.662\ (\pm0.121)$	1.0

## Évaluation : résultats Avec élagage fixe

Adversaire	Score adversaire	Score MoCaNA	Taux d'accord
AgentM	$0.699 (\pm 0.078)$	$0.847 \ (\pm 0.016)$	0.15
DoNA	N/A	N/A	0
Gangster	$0.534 \ (\pm 0.193)$	$0.852 \ (\pm 0.049)$	0.55
Whale	$0.708 \ (\pm 0.064)$	$0.832 \ (\pm 0.020)$	0.45
Group2	$0.530 \ (\pm 0.061)$	$0.870\ (\pm0.039)$	0.45
kGAgent	N/A	N/A	0
AgentYk	$0.712(\pm 0.074)$	$0.841(\pm 0.025)$	0.10
BraveCat	$0.487(\pm 0.195)$	$0.855 (\pm 0.066)$	0.95

## Évaluation : résultats Contexte sans borne



MoCaNA sans élagage VS RandomWalker

## Évaluation: interprétation

Agent très efficace dans le cas sans échéance Cas avec échéance :

- score en cas d'accord :
  - ▶ sans élagage : meilleur que BraveCat et Group2 uniquement
  - élagage variable : meilleur que la moitié des finalistes
  - élagage fixe : meilleur que tous les finalistes avec lesquels il trouve un accord
- baisse du taux d'accord
  - pas de « Time Pressure »
  - diminution en cas d'élagage

# CONCLUSION

#### Contributions

- Association du bargaining à un jeu extensif
- Protocole:
  - efficace contre les agents curieux
  - conservation de l'aspect extensif de la négociation
  - propriétés mathématiques
  - implémentations bilatérales et 1:n
- MoCaNA :
  - capable de négocier dans un contexte très général (protocole, attributs)
  - très efficace dans le contexte sans borne
  - efficace dans un contexte avec borne

## Perspectives

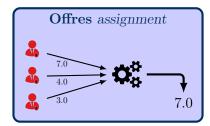
- Extension à des modèles d'utilité plus complexes
- Application/comparaison avec des agents humains
- Utilisation de la plate-forme
- Protocole:
  - incitation à l'honnêteté
  - attributs discrets
- MoCaNA:
  - autres améliorations MCTS AMAF, RAVE
  - implémentation sur GPGPU

# MERCI!

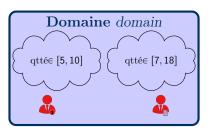
## Bibliographie I

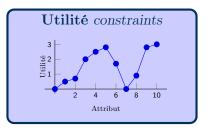
#### Confidentialité

#### (Grinshpoun2012)



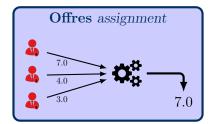


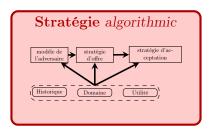


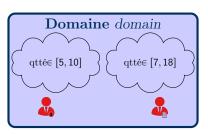


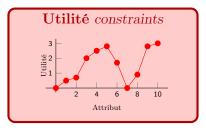
#### Confidentialité

#### (Grinshpoun 2012)

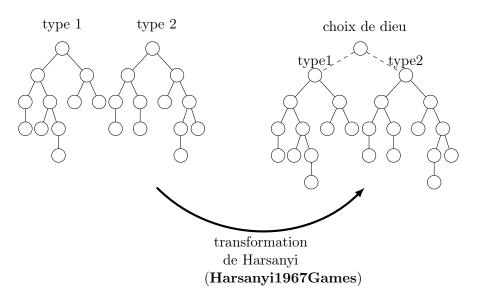




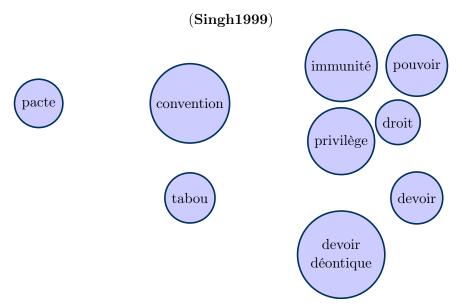




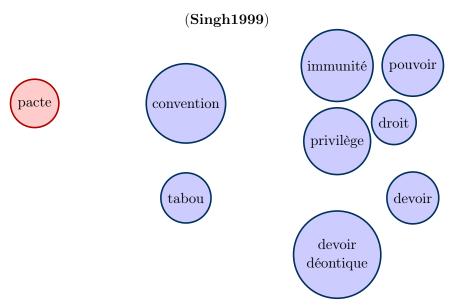
## Jeux stochastiques partiellement observables



## Engagement et normes sociales



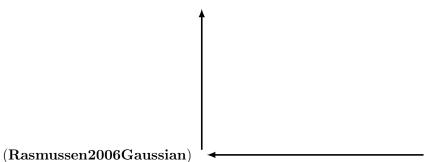
## Engagement et normes sociales



## Classification avec la régression de processus gaussien

(Rasmussen2006Gaussian)

## Classification avec la régression de processus gaussien



## Classification avec la régression de processus gaussien

