

# Contraintes et observabilité dans les systèmes de Markov décentralisés

Camille Besse

Département d'Informatique et de Génie Logiciel  
<http://damas.ift.ulaval.ca>

Septembre 2010

# Prologue

Cette présentation ...

# Prologue

Cette présentation ...

- ne s'adresse *pas* à un public averti

# Prologue

Cette présentation ...

- ne s'adresse *pas* à un public averti
- contient seulement **8.5%** de formules mathématiques

# Prologue

## Cette présentation ...

- ne s'adresse *pas* à un public averti
- contient seulement **8.5%** de formules mathématiques
- est composée à **82.4%** d'images et exemples

# Prologue

## Cette présentation ...

- ne s'adresse *pas* à un public averti
- contient seulement **8.5%** de formules mathématiques
- est composée à **82.4%** d'images et exemples
- se veut compréhensible par tous et toutes

# Prologue

## Cette présentation ...

- ne s'adresse *pas* à un public averti
  - contient seulement **8.5%** de formules mathématiques
  - est composée à **82.4%** d'images et exemples
  - se veut compréhensible par tous et toutes
- ➡ Donc si vous avez des questions ...

# Prologue

## Cette présentation ...

- ne s'adresse *pas* à un public averti
  - contient seulement **8.5%** de formules mathématiques
  - est composée à **82.4%** d'images et exemples
  - se veut compréhensible par tous et toutes
- ➡ Donc si vous avez des questions ...

**N'hésitez pas et posez les !!!**

# Exemple introductif

Imaginons une ferme automatisée ...

# Exemple introductif

Imaginons une ferme automatisée ...

- Où travaille un robot ...

# Exemple introductif

Imaginons une ferme automatisée ...

- Où travaille un robot ...
- devant réaliser plusieurs tâches journalières :

# Exemple introductif

Imaginons une ferme automatisée ...

- Où travaille un robot ...
- devant réaliser plusieurs tâches journalières :
  - Nourrir les poules
  - Traire les vaches
  - Arroser le potager
  - (etc ...)

# Exemple introductif

Imaginons une ferme automatisée ...

- Où travaille un robot ...
- devant réaliser plusieurs tâches journalières :
  - Nourrir les poules
  - Traire les vaches
  - Arroser le potager
  - (etc ...)
- Ce robot n'est malheureusement pas parfait

# Exemple introductif

## Imaginons une ferme automatisée ...

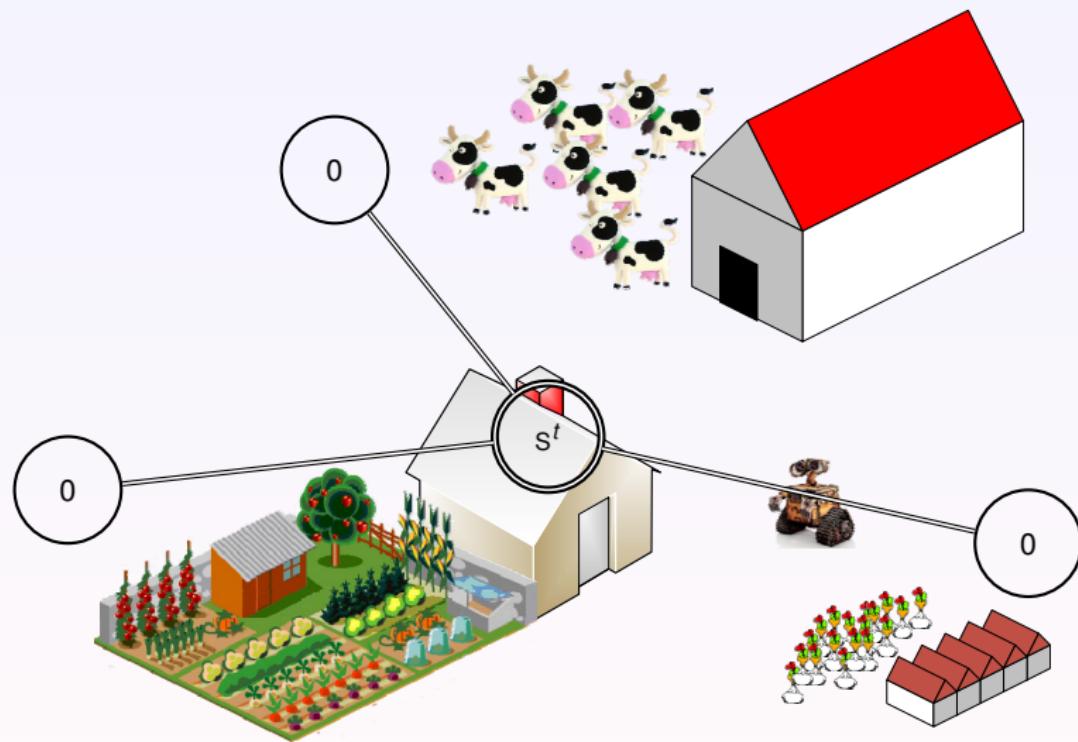
- Où travaille un robot ...
- devant réaliser plusieurs tâches journalières :
  - Nourrir les poules
  - Traire les vaches
  - Arroser le potager
  - (etc ...)
- Ce robot n'est malheureusement pas parfait
  - ➔ Les tâches qu'il réalise peuvent parfois prendre plus de temps
  - ➔ Il a en plus des chances d'échouer (ou de mal réaliser ces tâches)

# Exemple introductif

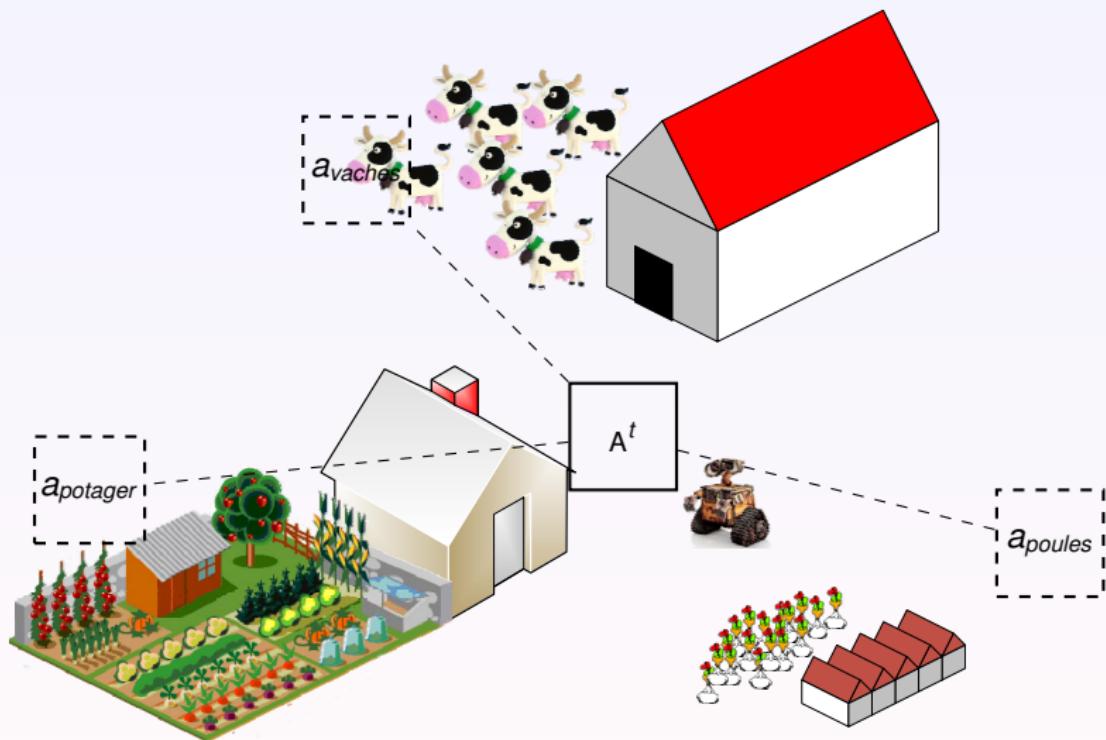
## Imaginons une ferme automatisée ...

- Où travaille un robot ...
- devant réaliser plusieurs tâches journalières :
  - Nourrir les poules
  - Traire les vaches
  - Arroser le potager
  - (etc ...)
- Ce robot n'est malheureusement pas parfait
  - ➔ Les tâches qu'il réalise peuvent parfois prendre plus de temps
  - ➔ Il a en plus des chances d'échouer (ou de mal réaliser ces tâches)
- Comment modéliser ce problème de *planification* ?

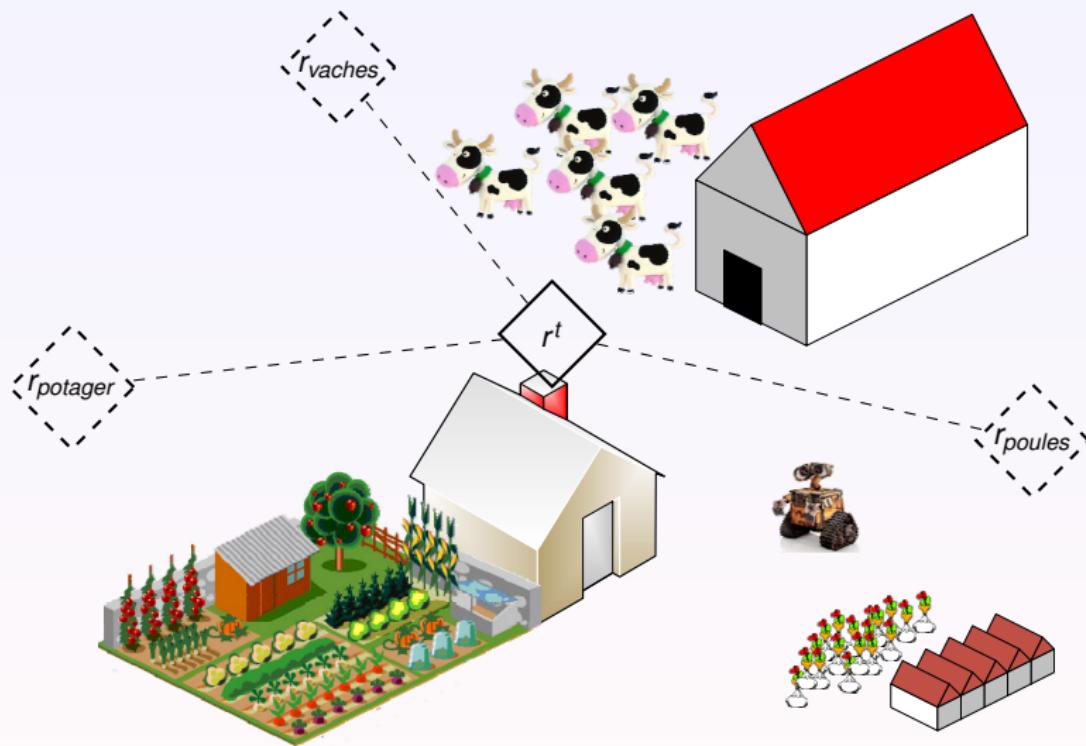
# Exemple introductif



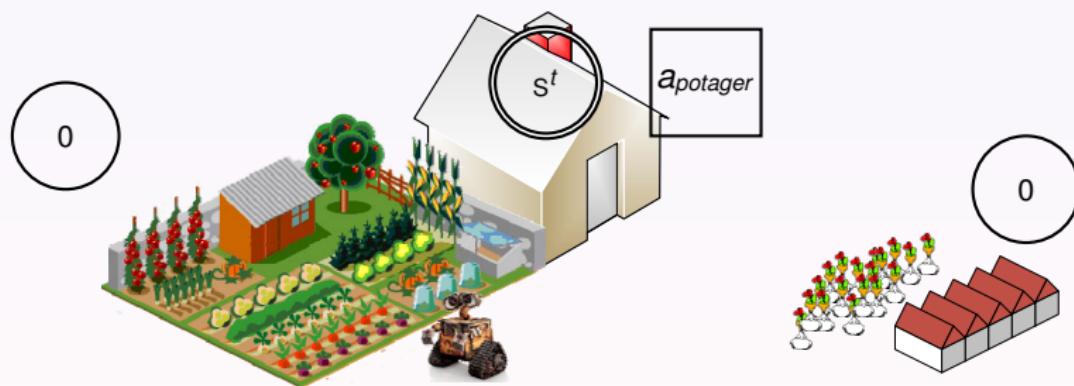
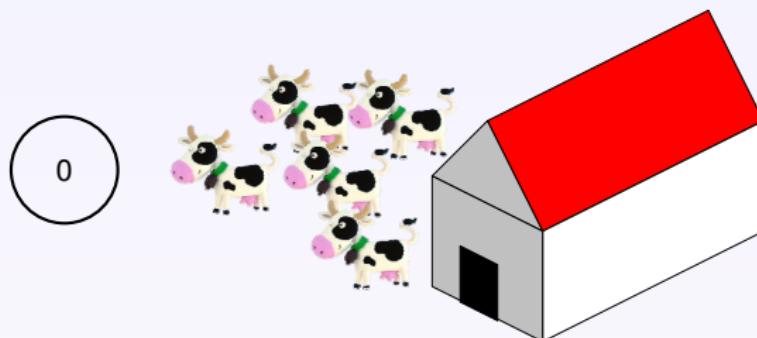
# Exemple introductif



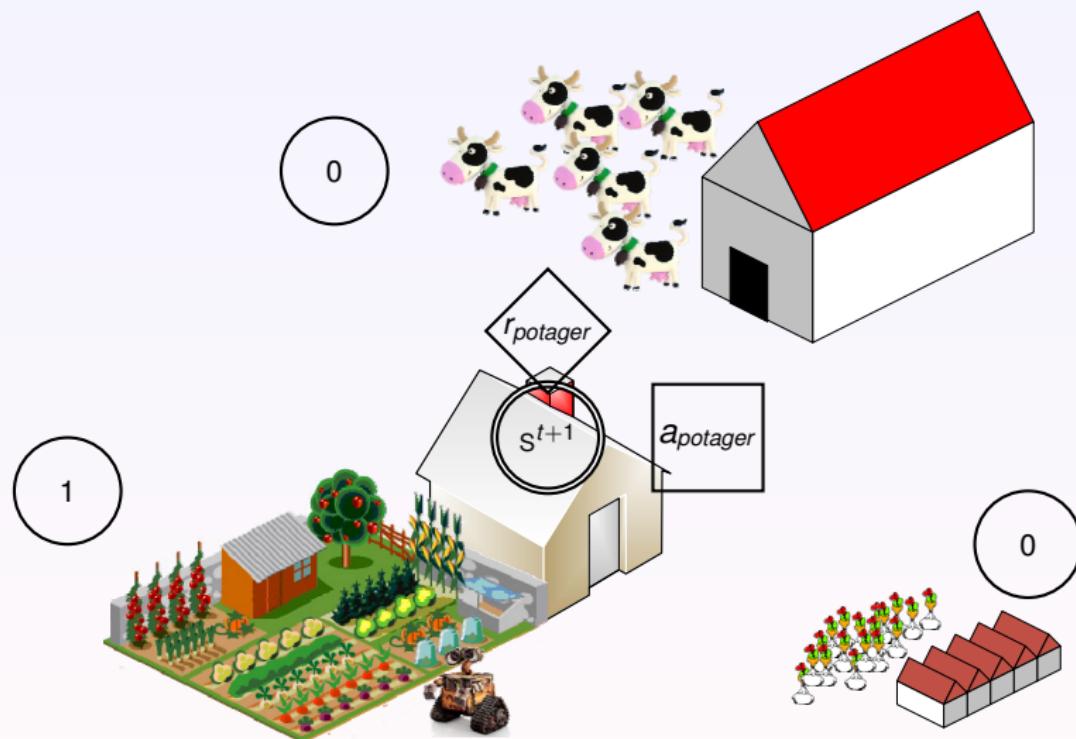
# Exemple introductif



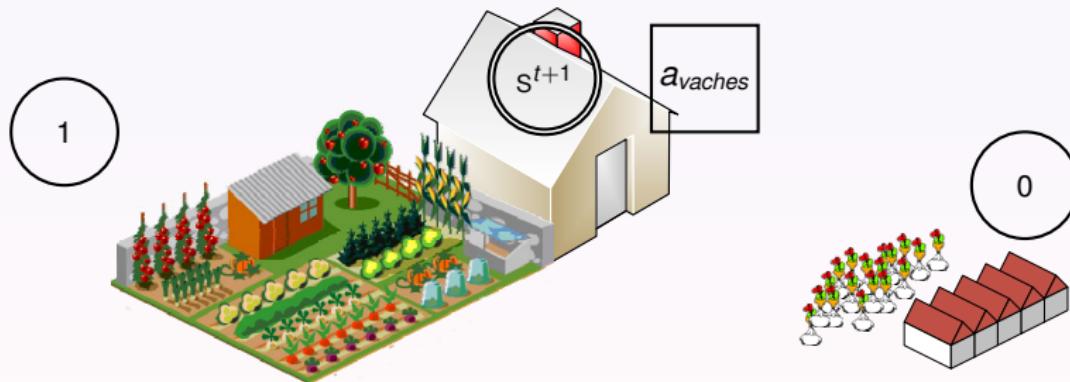
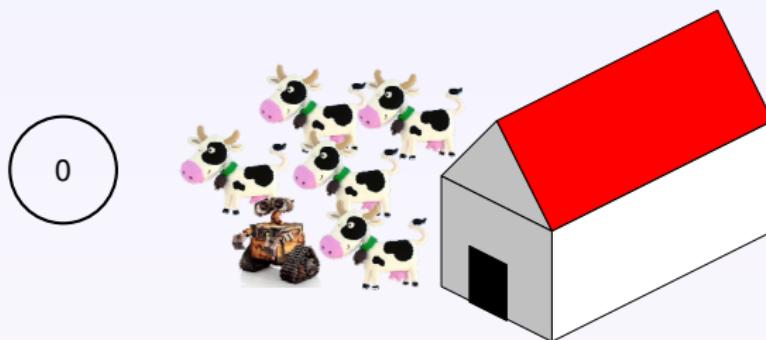
# Exemple introductif



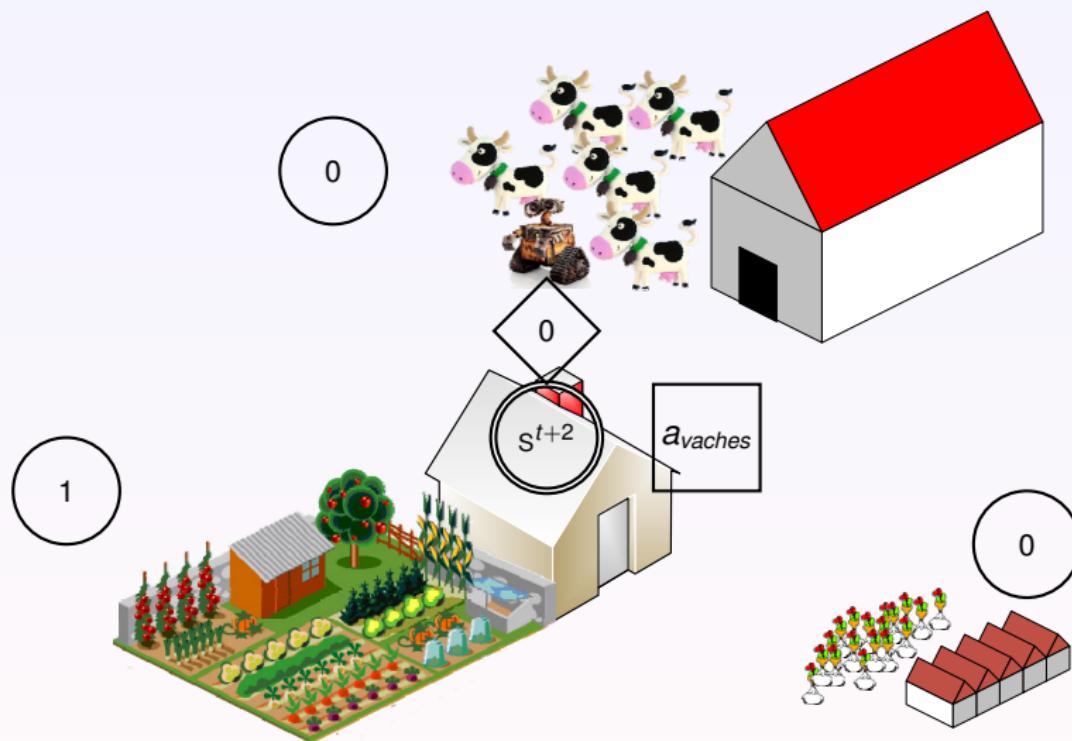
# Exemple introductif



# Exemple introductif

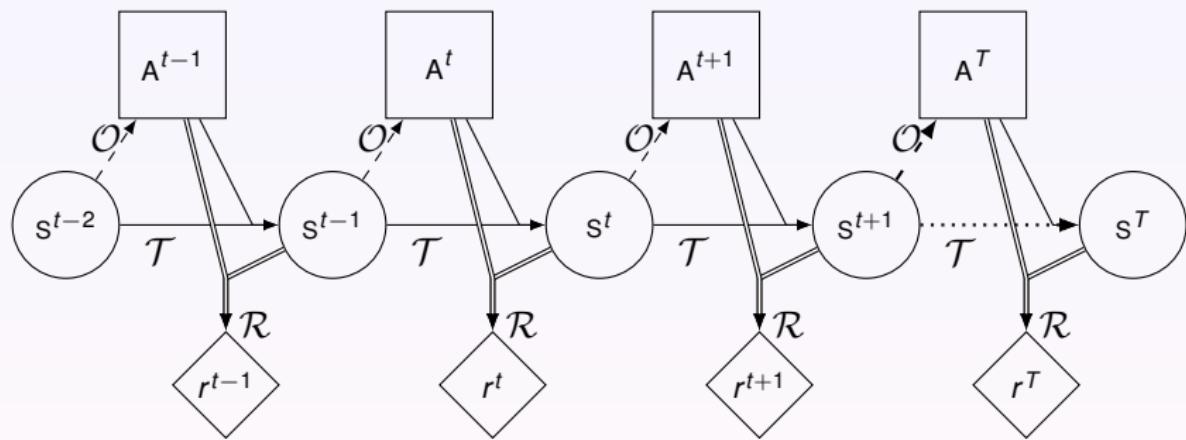


# Exemple introductif



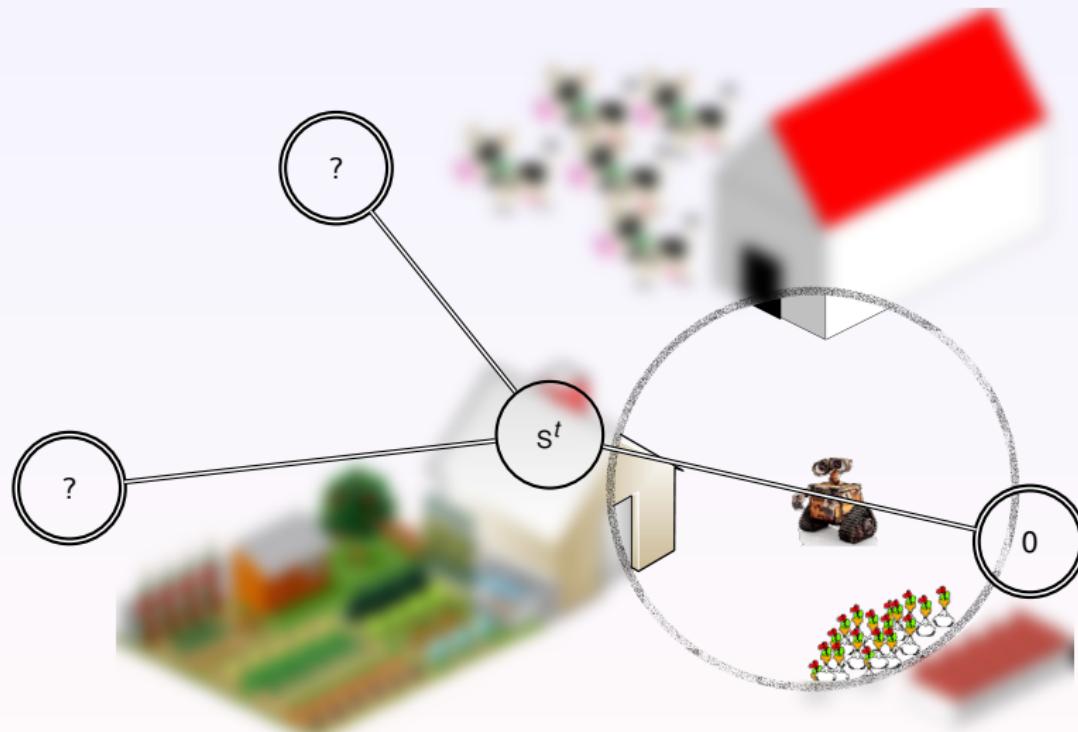
# Exemple introductif

Représentation graphique d'un Processus décisionnel de Markov



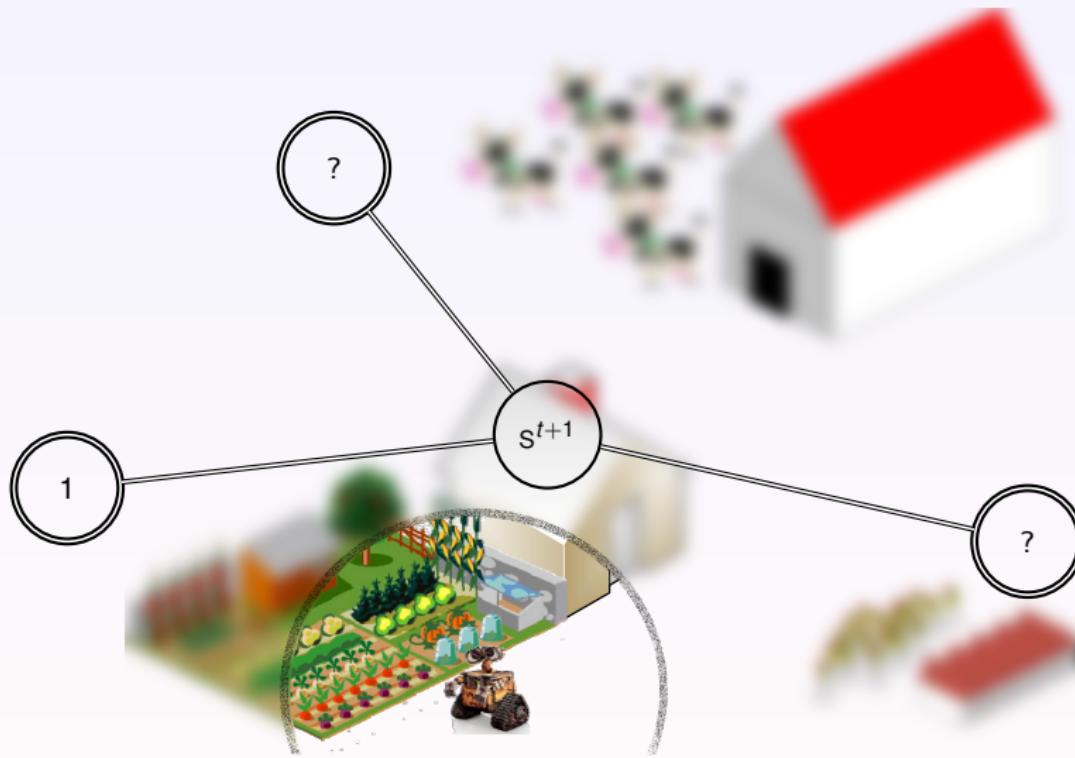
# Exemple introductif

Et en partiellement observable ?



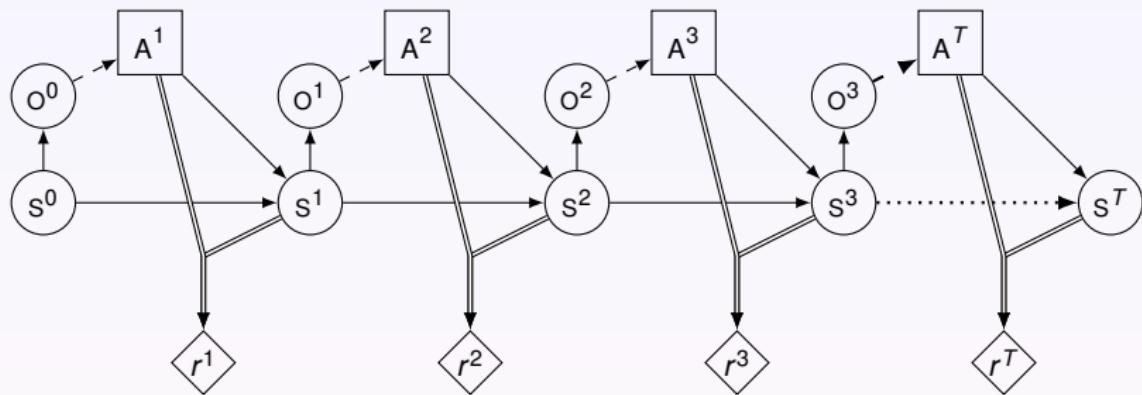
# Exemple introductif

Et en partiellement observable ?



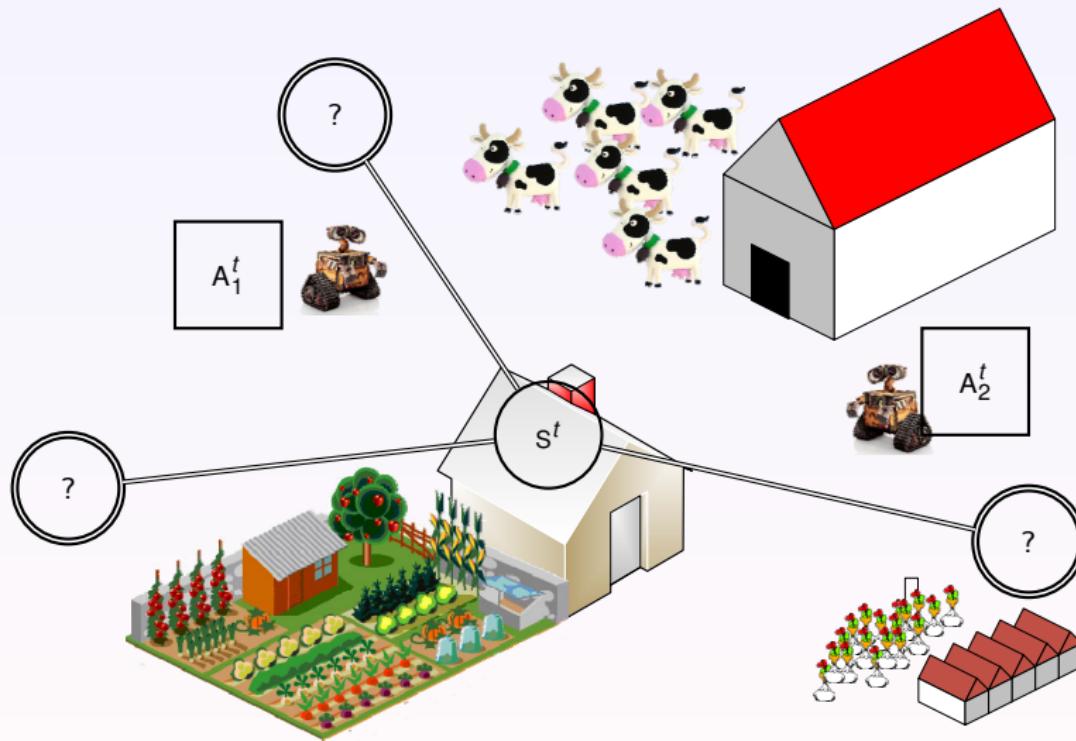
# Exemple introductif

Représentation graphique en partiellement observable



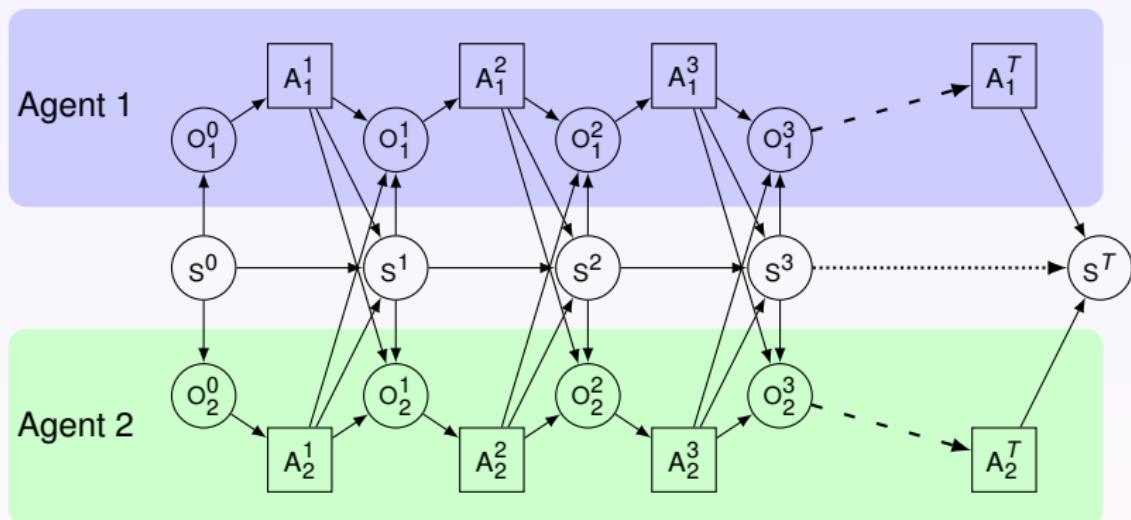
# Exemple introductif

Et en multiagent ?



# Exemple introductif

Représentation graphique en multiagent



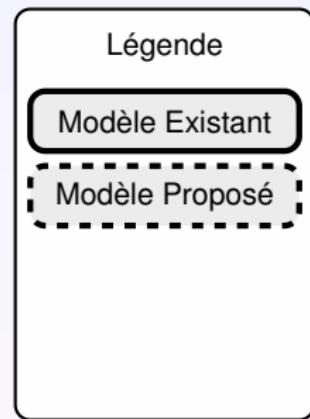
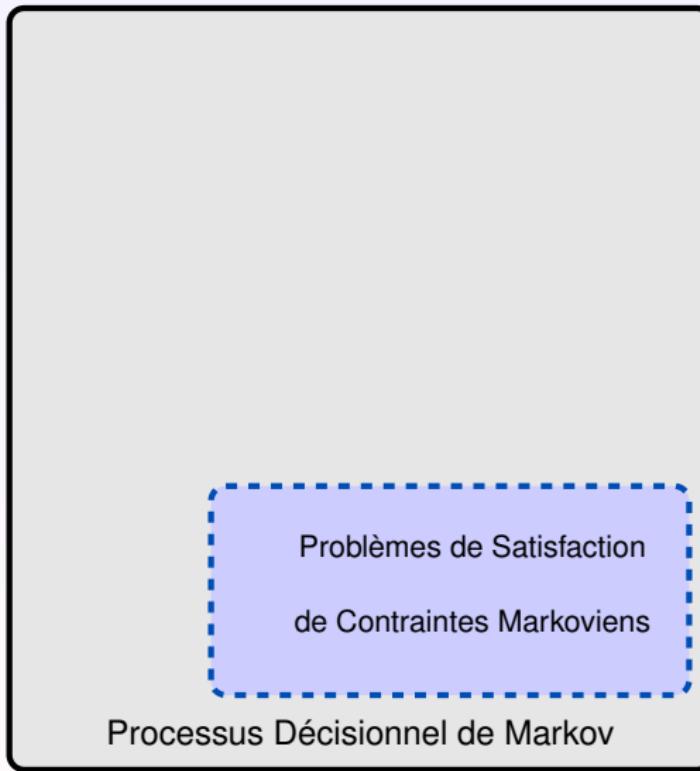
# Contributions et plan de la présentation

Processus Décisionnel de Markov

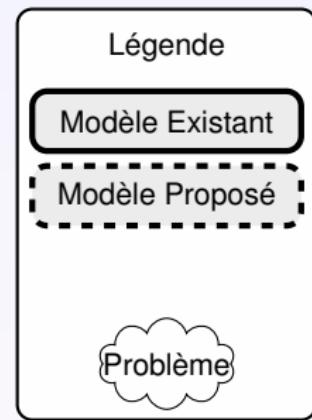
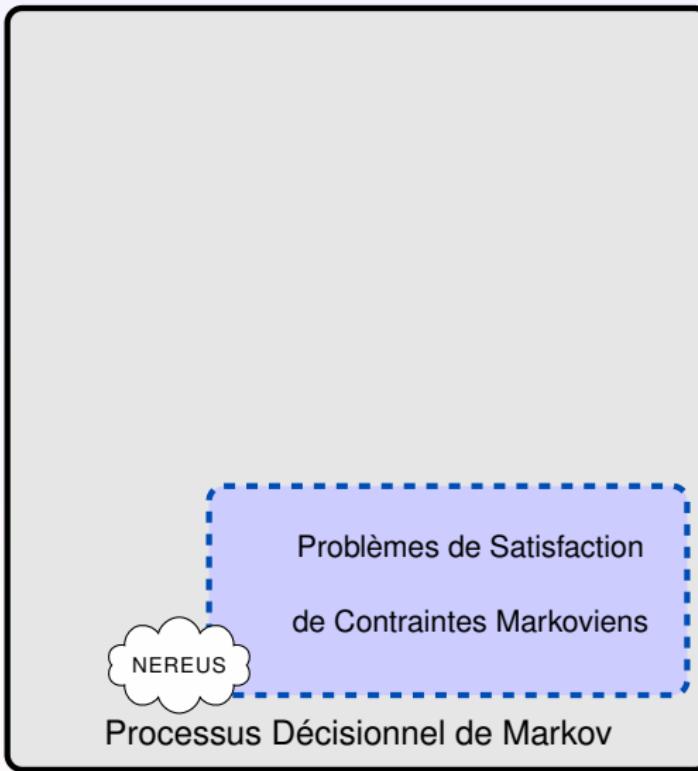
Légende

Modèle Existant

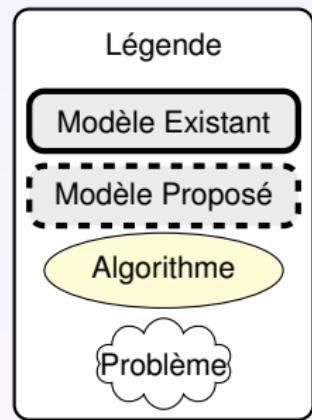
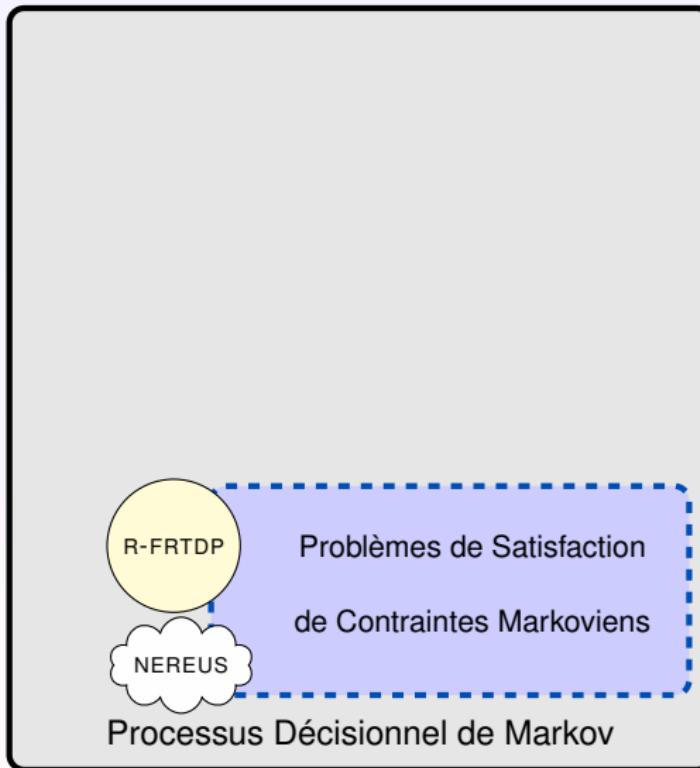
# Contributions et plan de la présentation



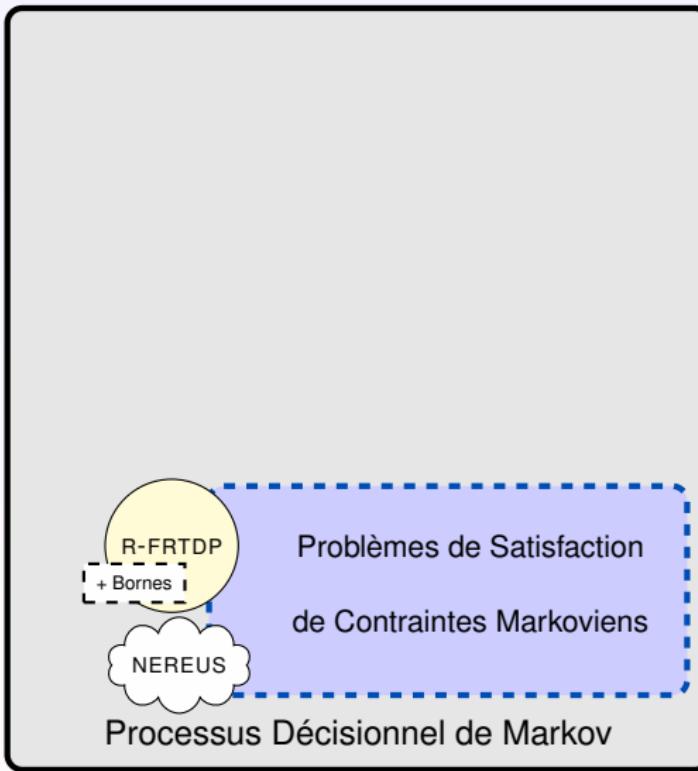
# Contributions et plan de la présentation



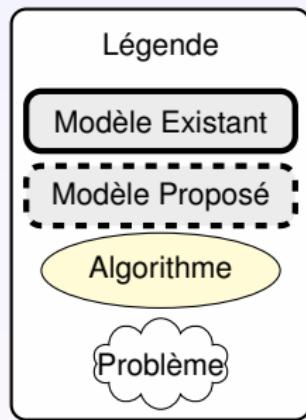
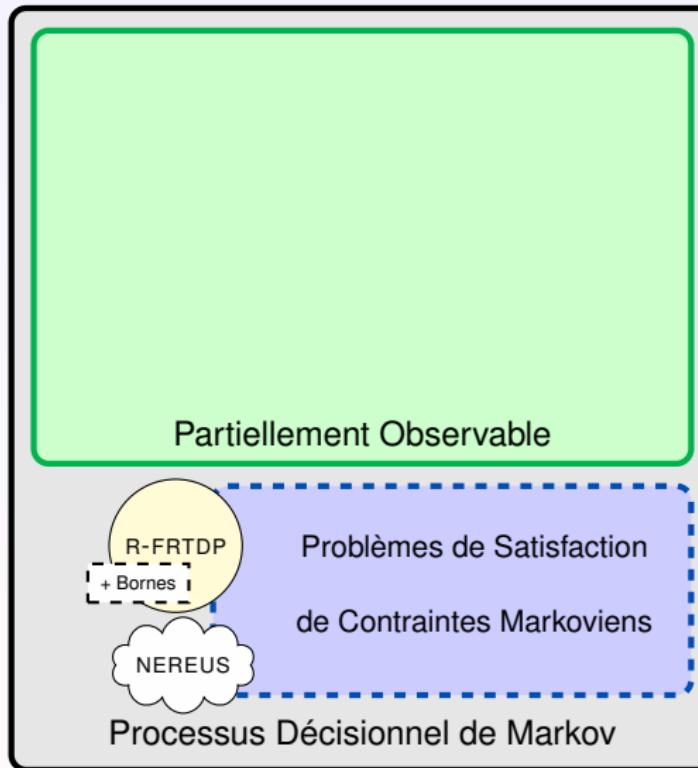
# Contributions et plan de la présentation



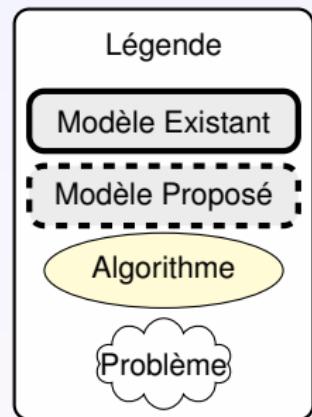
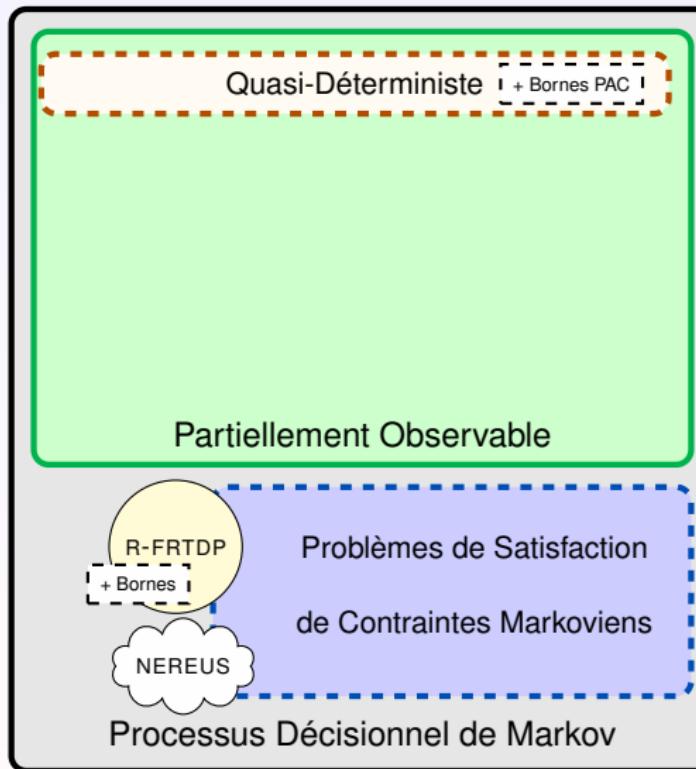
# Contributions et plan de la présentation



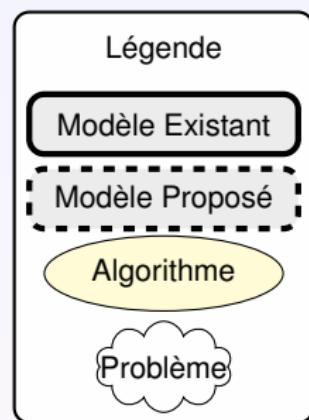
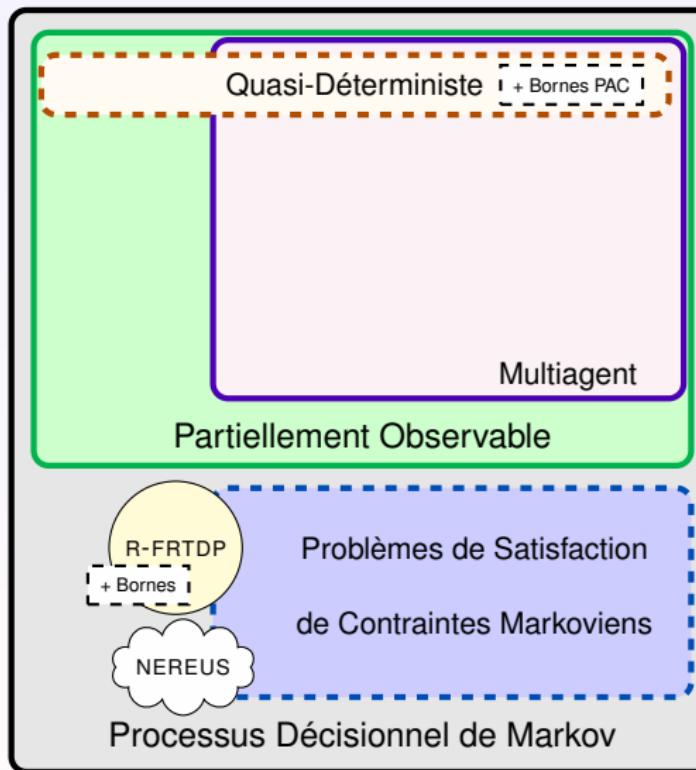
# Contributions et plan de la présentation



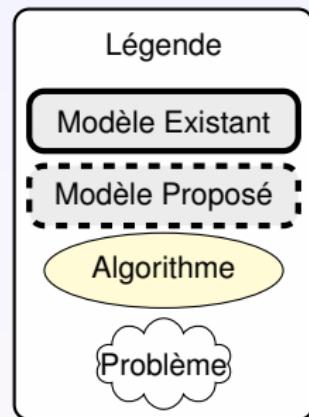
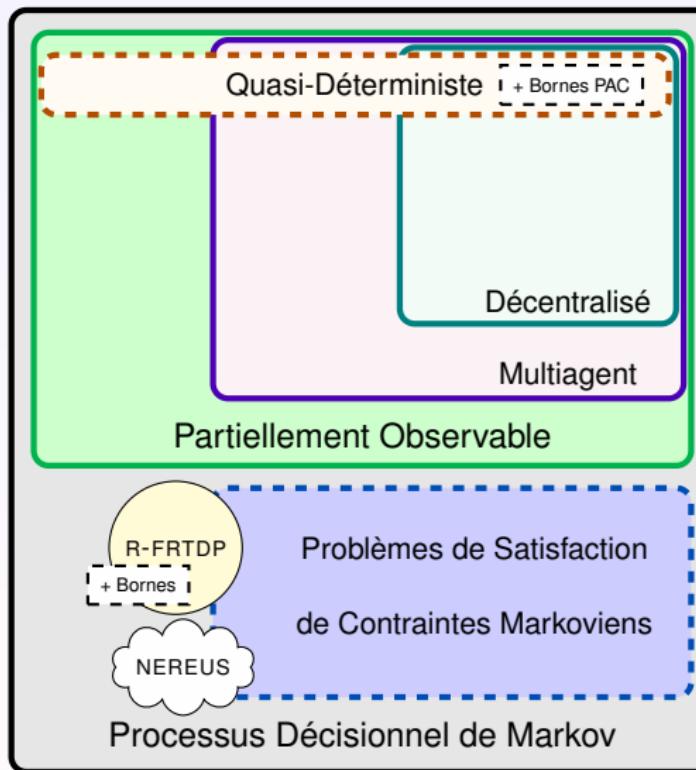
# Contributions et plan de la présentation



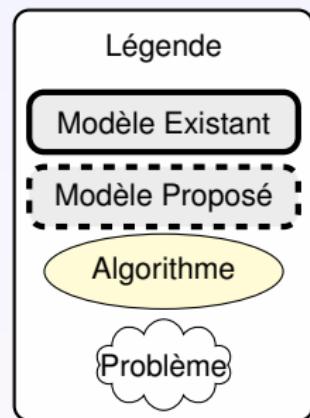
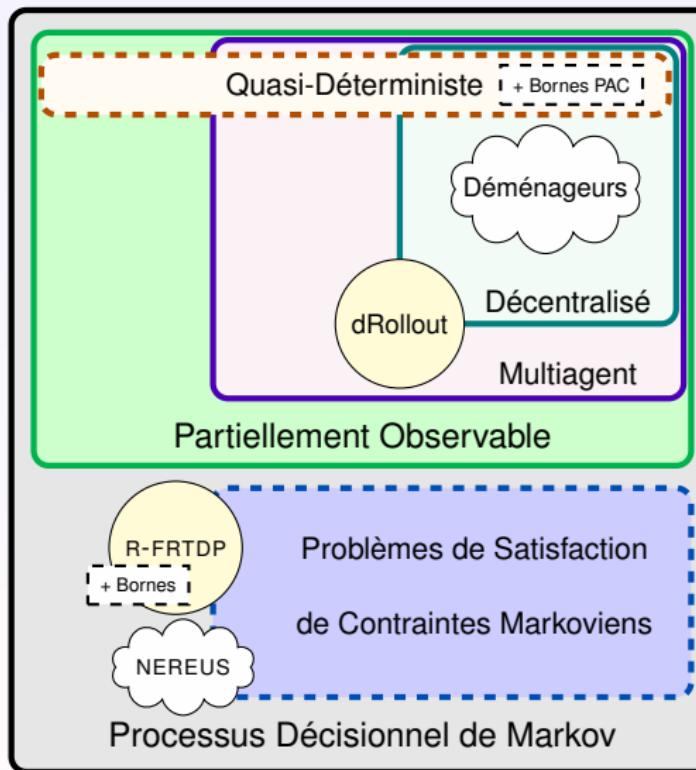
# Contributions et plan de la présentation



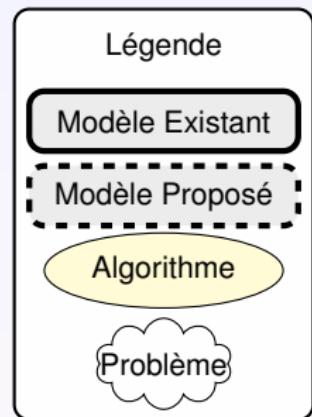
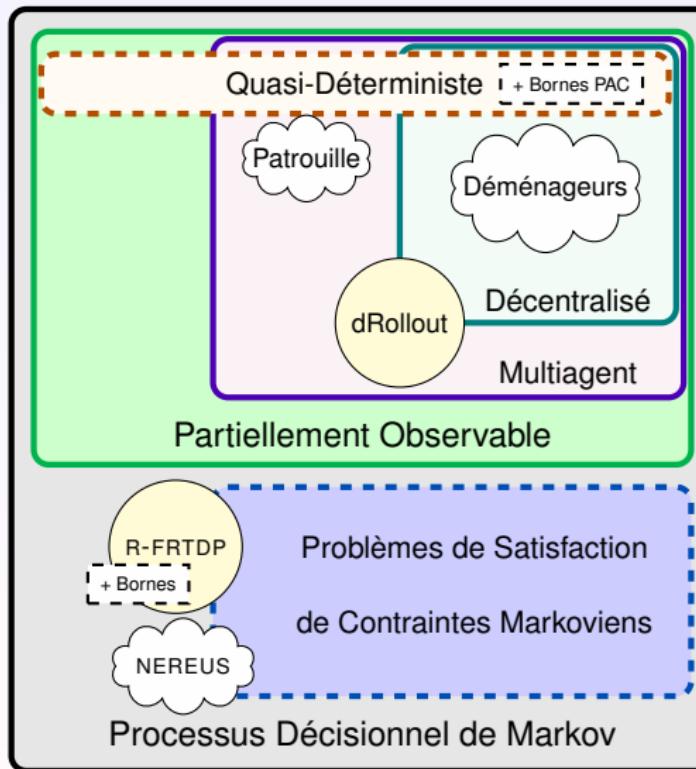
# Contributions et plan de la présentation



# Contributions et plan de la présentation

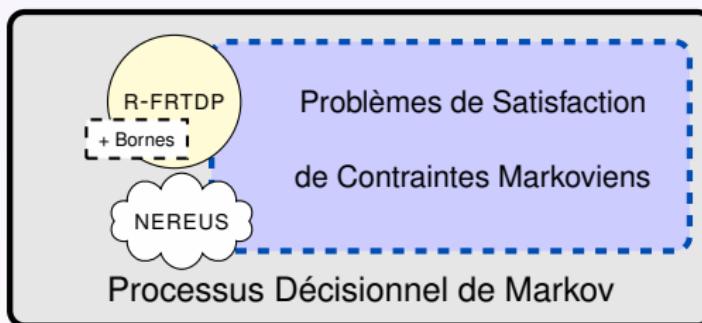


# Contributions et plan de la présentation

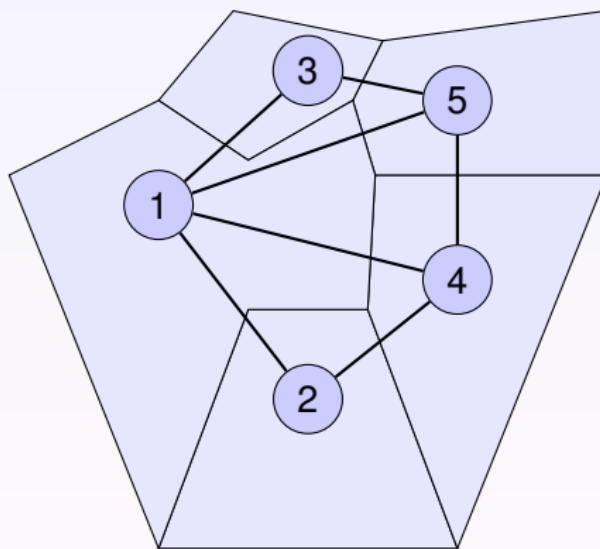


# Plan

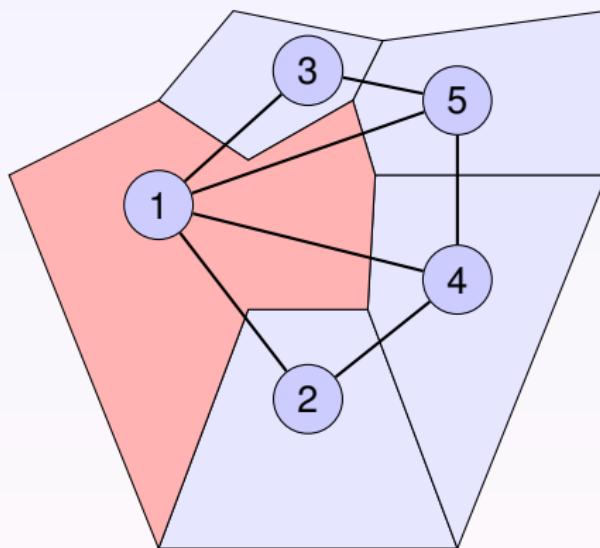
## 1<sup>ere</sup> Partie : Contraintes et Modèles de Markov



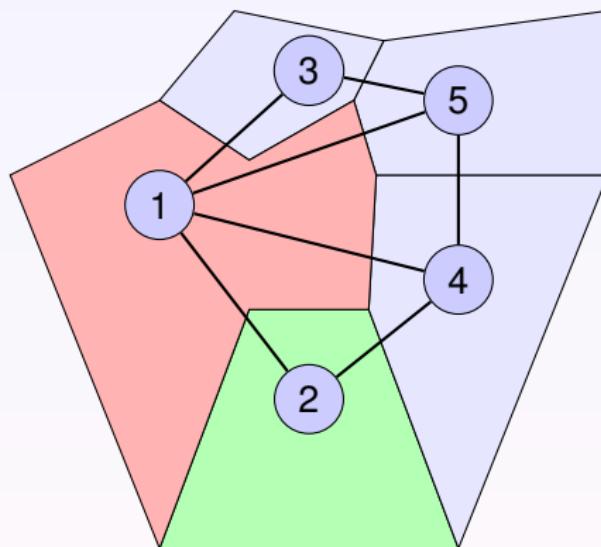
# Problèmes de satisfaction de contraintes



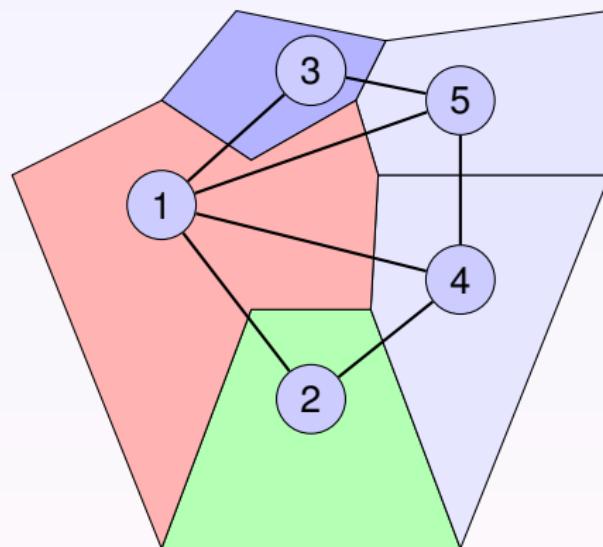
# Problèmes de satisfaction de contraintes



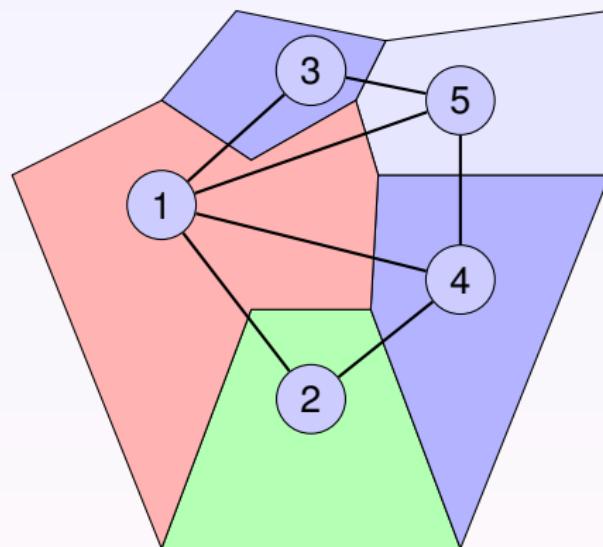
# Problèmes de satisfaction de contraintes



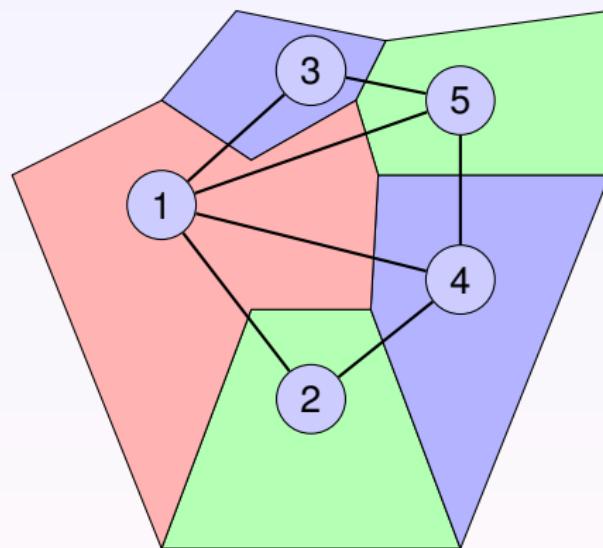
# Problèmes de satisfaction de contraintes



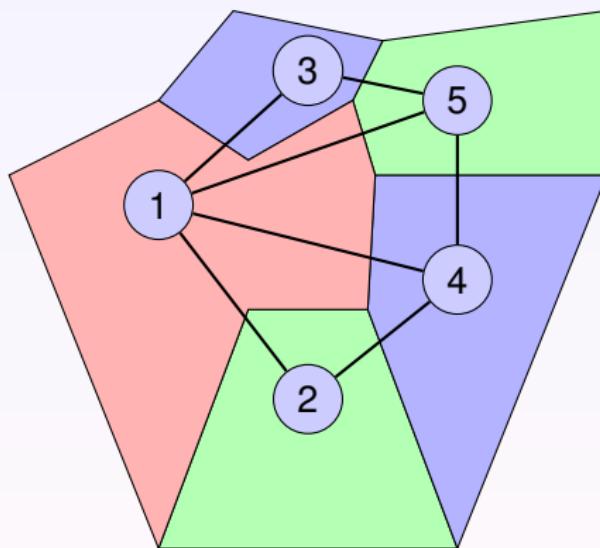
# Problèmes de satisfaction de contraintes



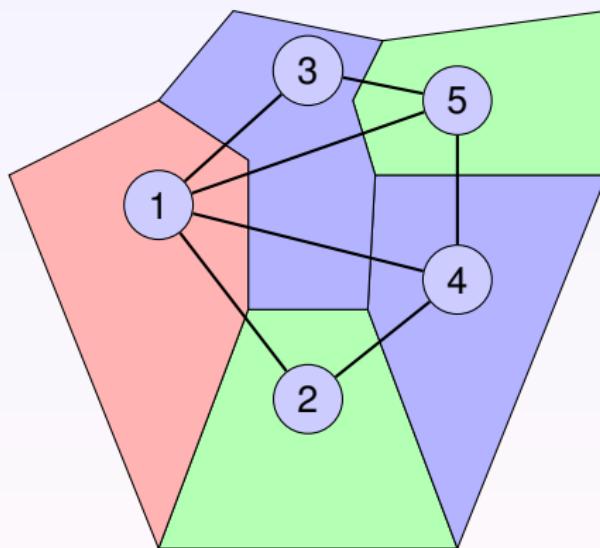
# Problèmes de satisfaction de contraintes



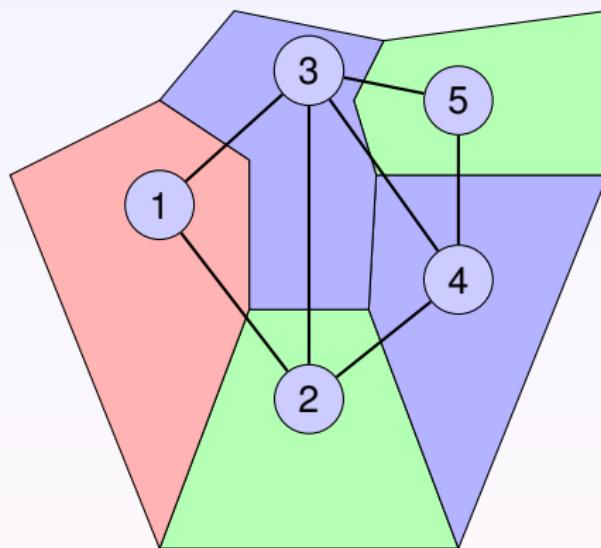
# Problèmes de satisfaction de contraintes dynamiques



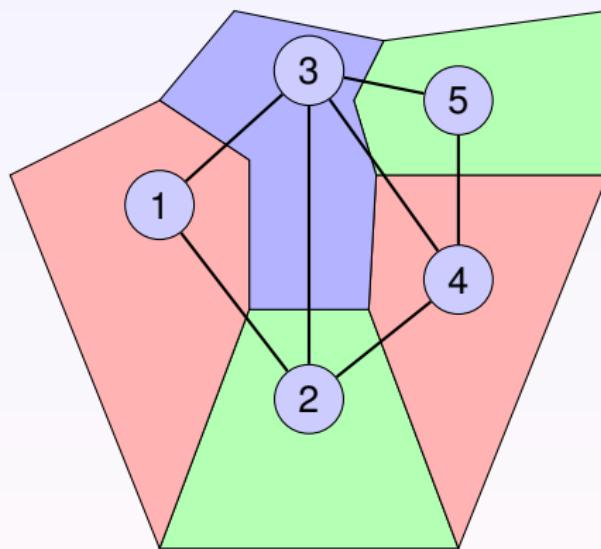
# Problèmes de satisfaction de contraintes dynamiques



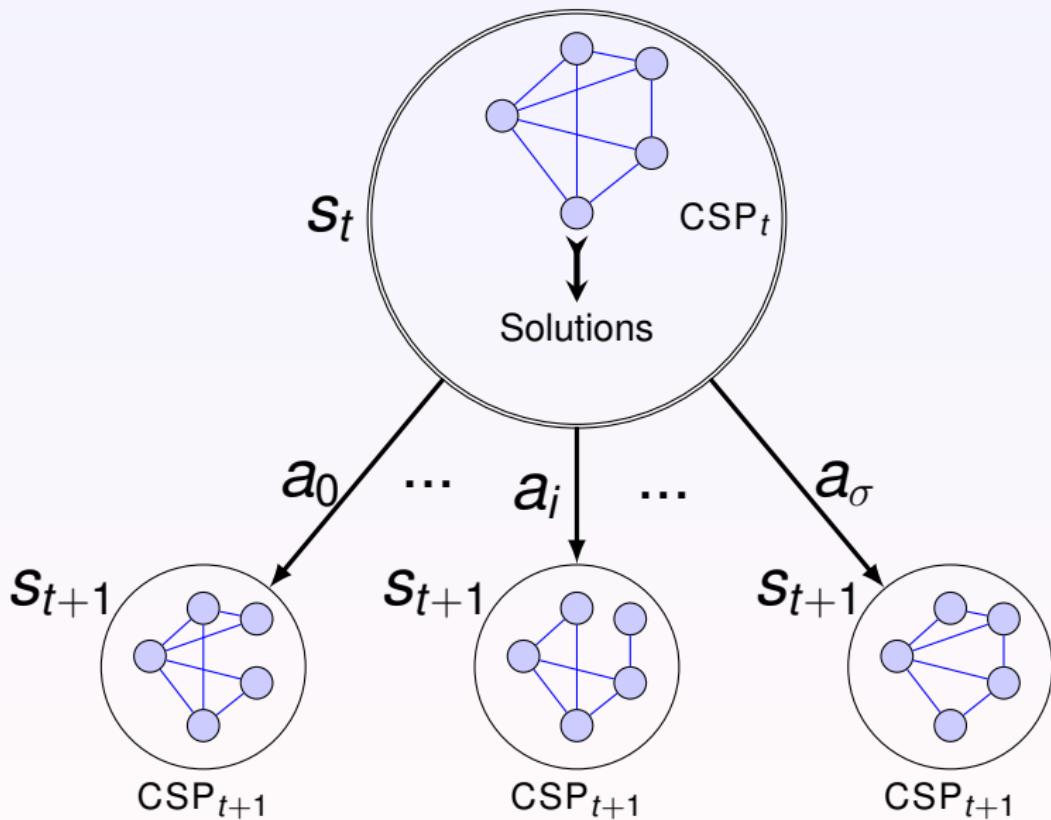
# Problèmes de satisfaction de contraintes dynamiques



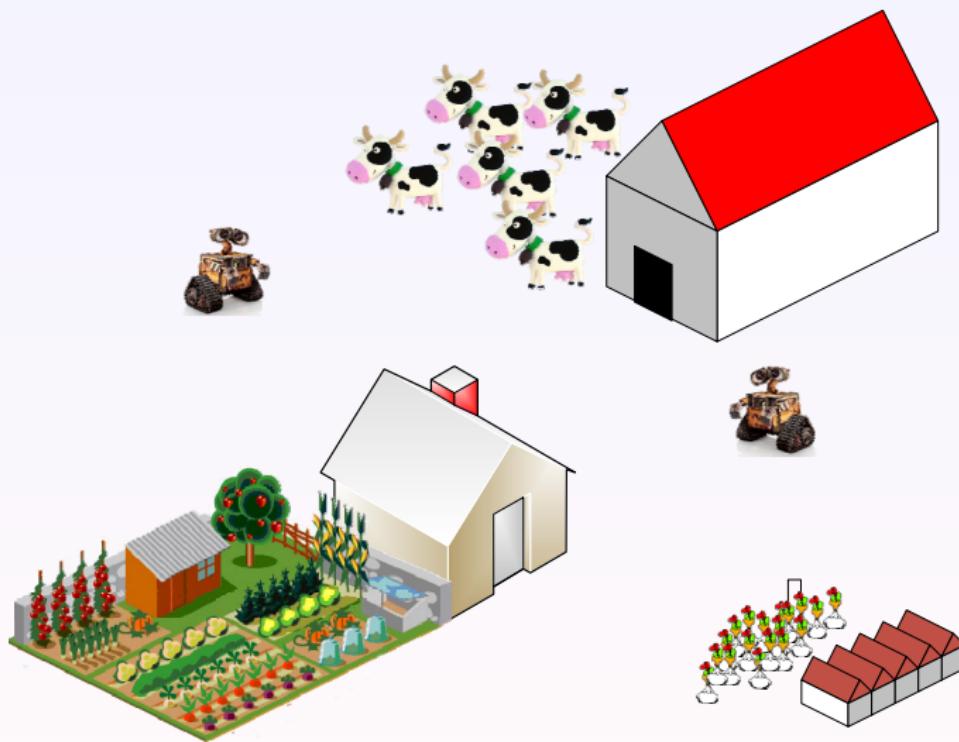
# Problèmes de satisfaction de contraintes dynamiques



# Problèmes de Markov avec satisfaction de contraintes

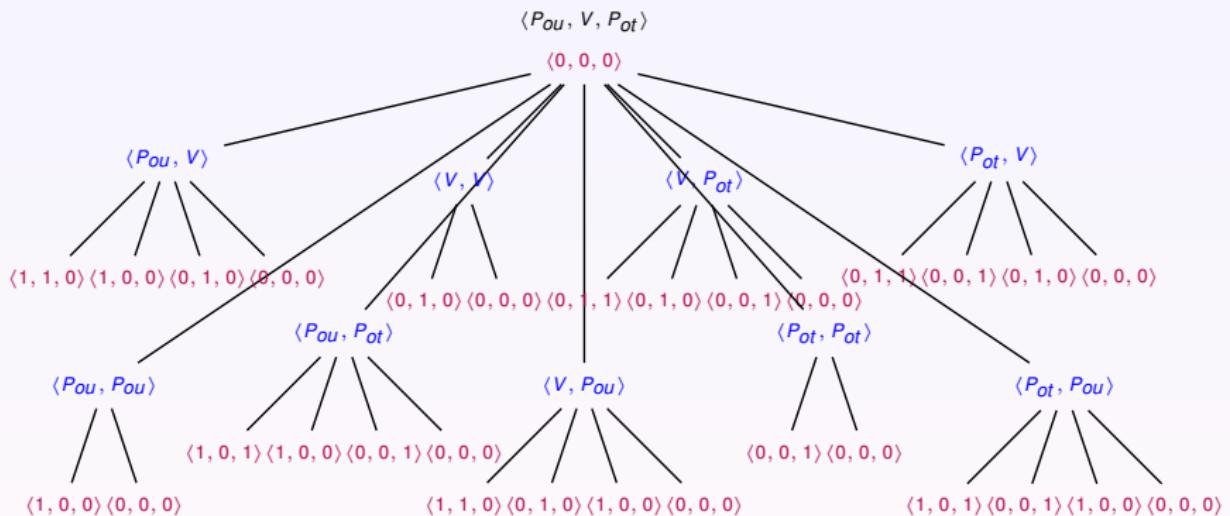


# Exemple illustratif à la ferme



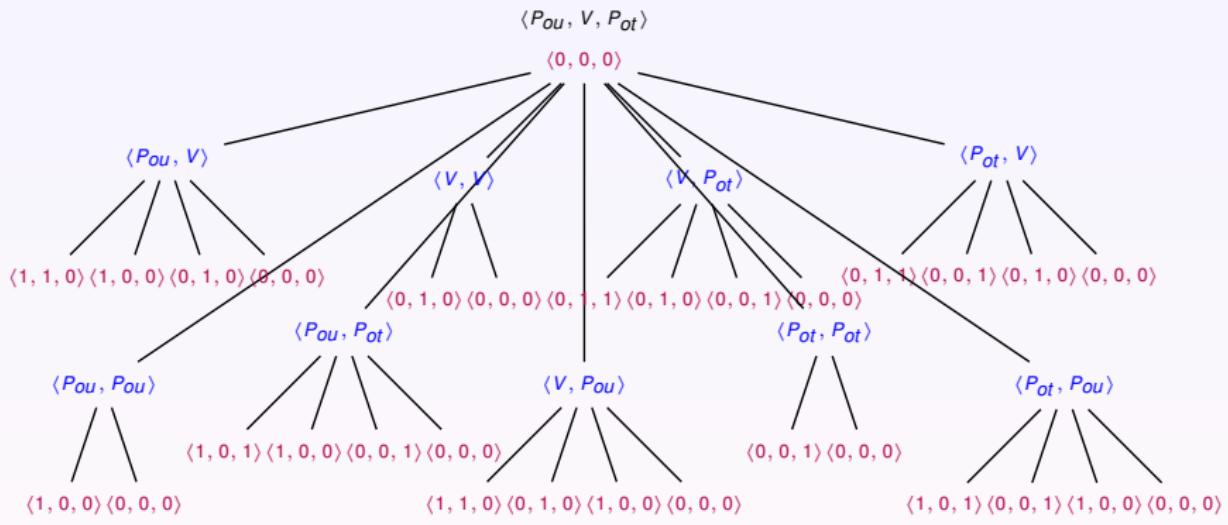
# Exemple illustratif à la ferme

## Arbre de résolution d'un MDP classique



# Exemple illustratif à la ferme

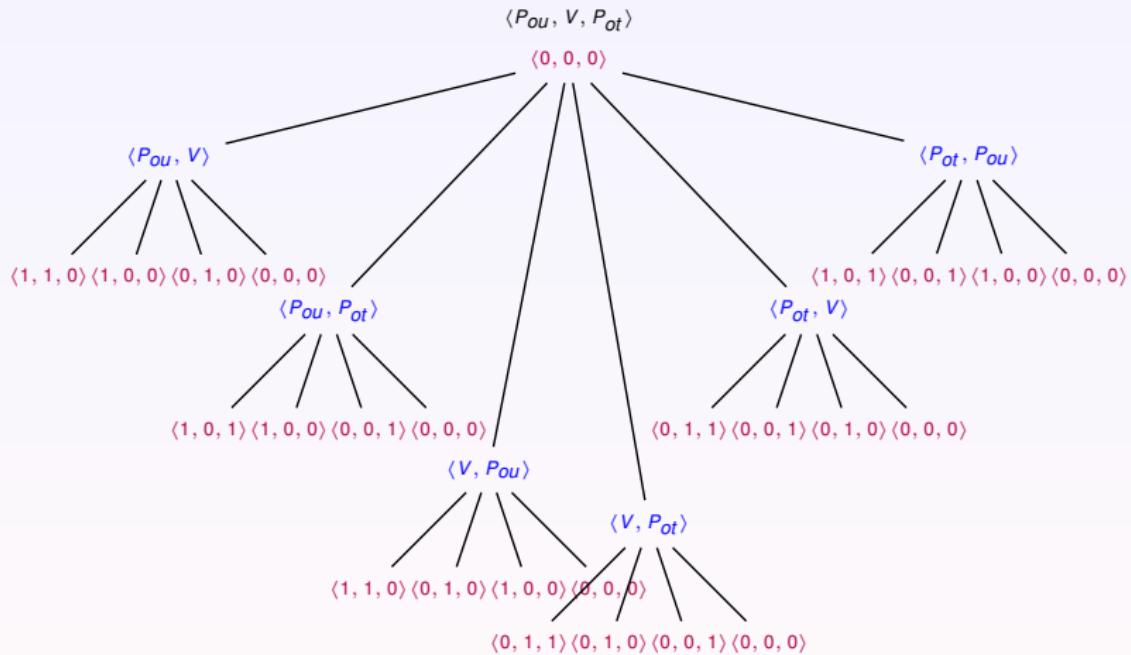
## Arbre de résolution d'un MDP classique



7 états possibles selon les probabilités  
pour 9 actions jointes

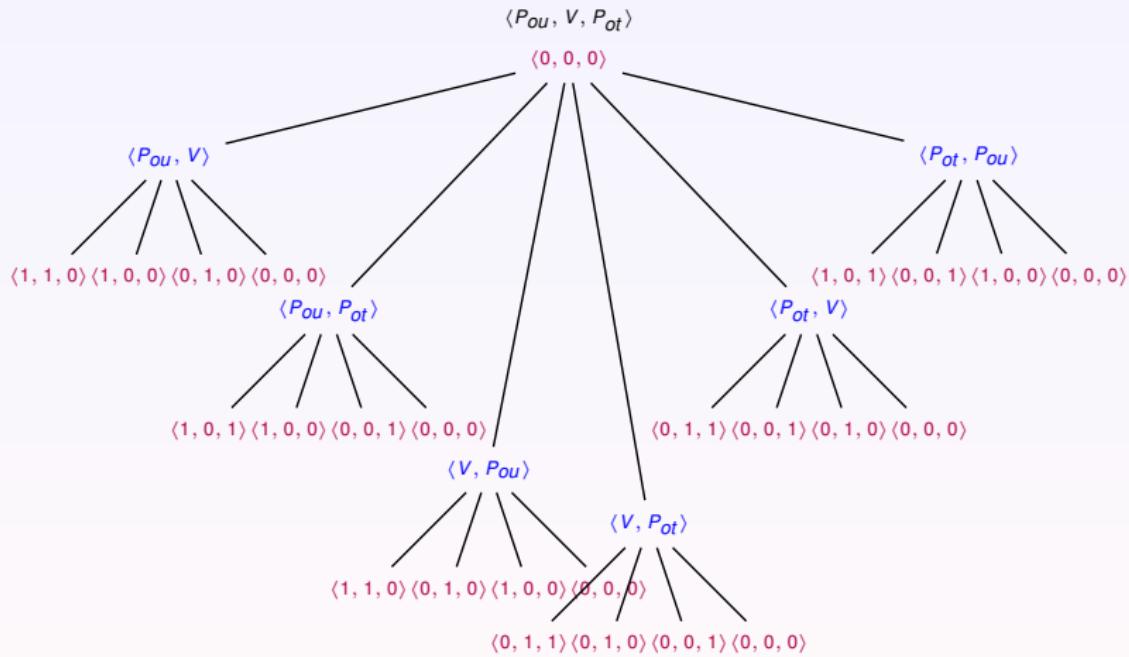
# Exemple illustratif à la ferme

## Arbre de résolution d'un MACSP avec *allDiff*



# Exemple illustratif à la ferme

Arbre de résolution d'un MACSP avec *allDiff*



7 états possibles selon les probabilités  
pour seulement 6 actions jointes

# Résultats théoriques

## Gain dans un problème d'allocation séquentiel

Dans un problème d'allocation de ressources à des tâches, le gain en facteur de branchement de l'utilisation de la contrainte *allDiff* qui imposent que toutes les ressources soient appliquées à des tâches différentes est égal à :

$$Gain = \frac{|T|^{|X|}}{C_{|T|}^{|X|}}$$

# Résultats théoriques

## Gain dans un problème d'allocation séquentiel

Dans un problème d'allocation de ressources à des tâches, le gain en facteur de branchement de l'utilisation de la contrainte *allDiff* qui imposent que toutes les ressources soient appliquées à des tâches différentes est égal à :

$$Gain = \frac{|T|^{|X|}}{C_{|T|}^{|X|}}$$

## Complexité du modèle en pire cas

Trouver une politique pour un MACSP, qui obtiendrait une récompense espérée d'au moins  $C$ , est #P.

# Résultats théoriques

## Gain dans un problème d'allocation séquentiel

Dans un problème d'allocation de ressources à des tâches, le gain en facteur de branchement de l'utilisation de la contrainte *allDiff* qui imposent que toutes les ressources soient appliquées à des tâches différentes est égal à :

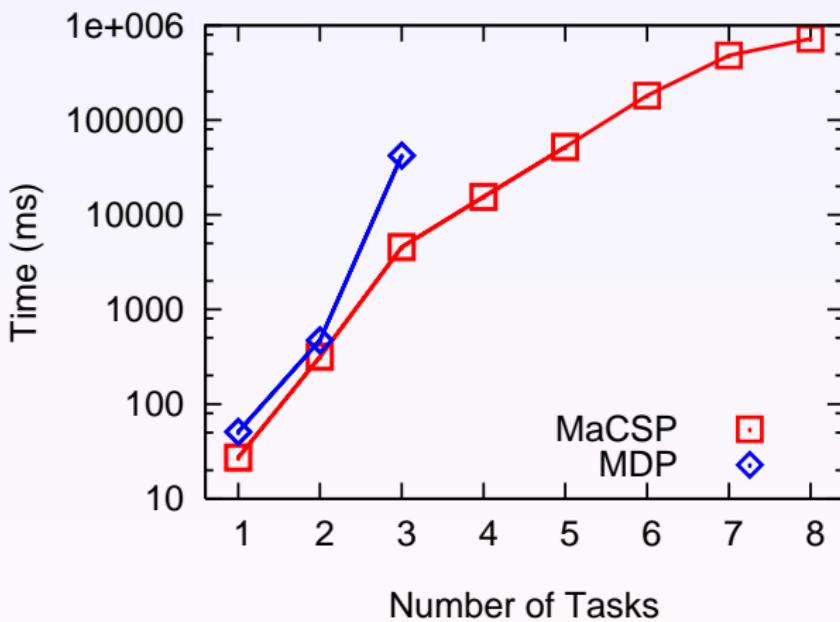
$$Gain = \frac{|T|^{|X|}}{C_{|T|}^{|X|}}$$

## Complexité du modèle en pire cas

Trouver une politique pour un MACSP, qui obtiendrait une récompense espérée d'au moins  $C$ , est #P.

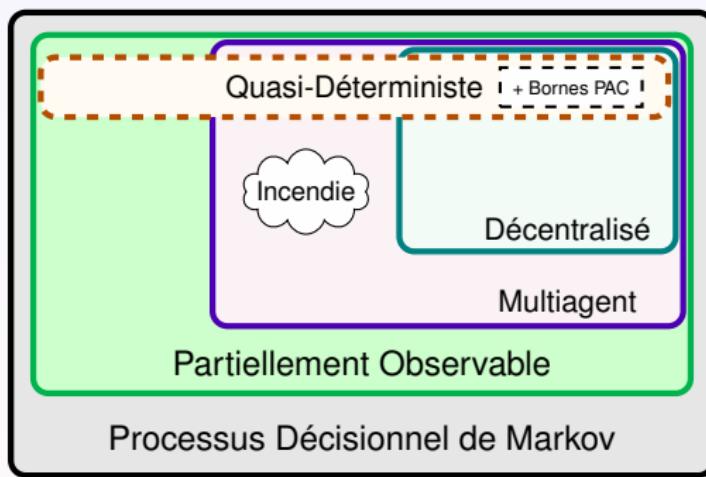
Mais cela fonctionne très bien *en pratique* puisque le nombre de variables est très inférieur au nombre d'états.

# Résultats empiriques

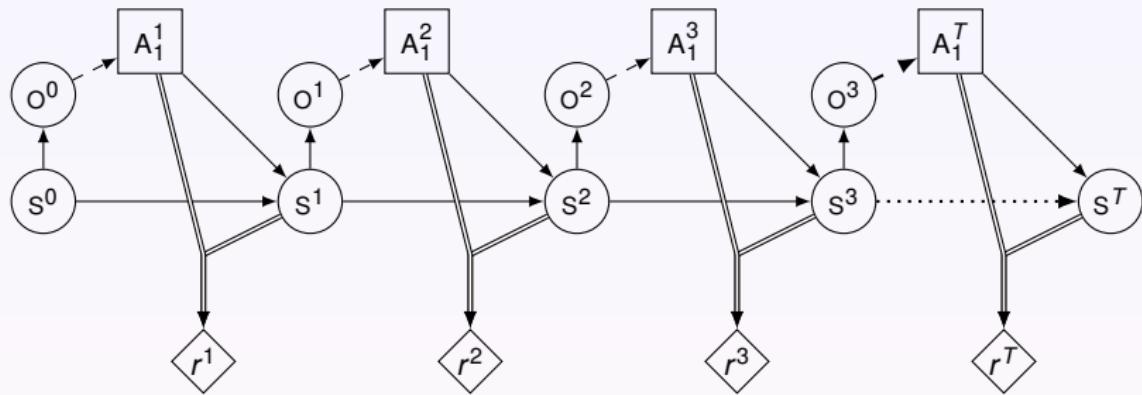


# Plan

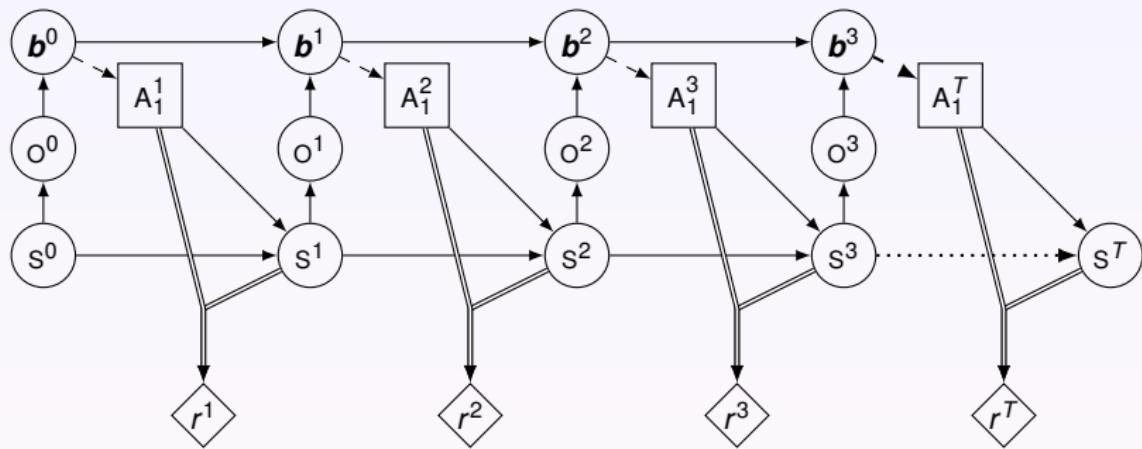
## 2<sup>eme</sup> Partie : Contraintes et Observabilité dans les Modèles de Markov



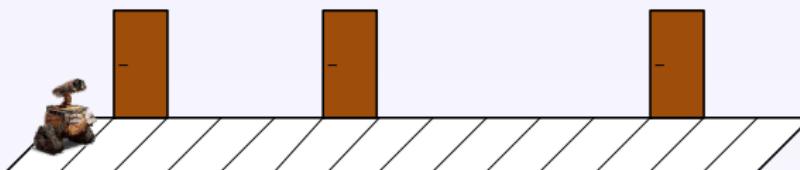
# L'état de croyance



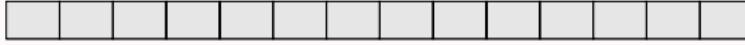
# L'état de croyance



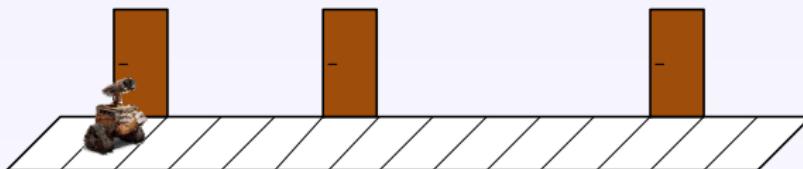
# L'état de croyance : un exemple



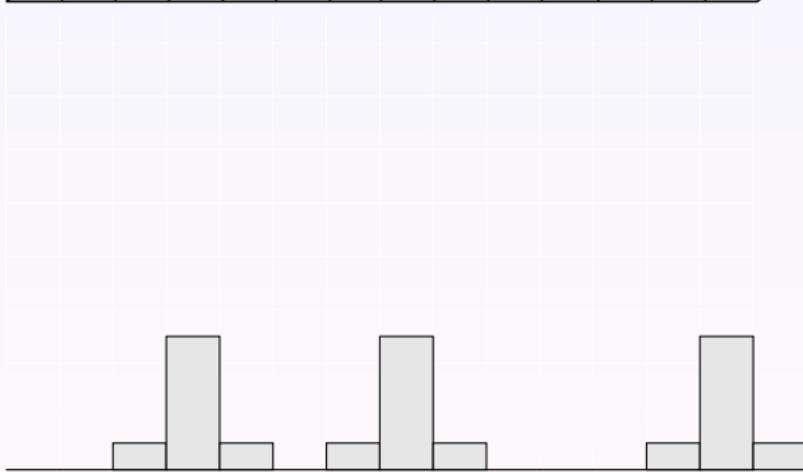
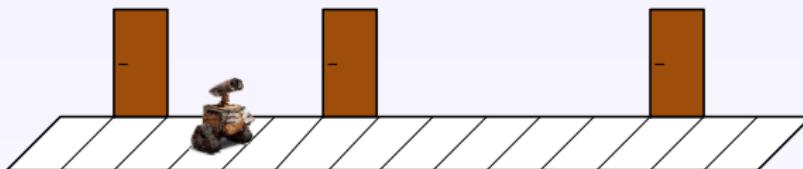
$b(s)$



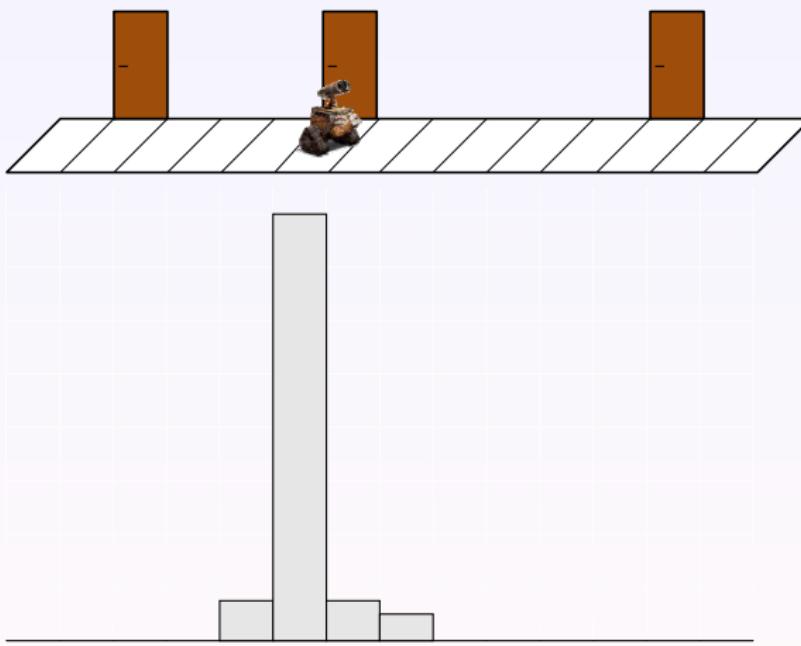
# L'état de croyance : un exemple



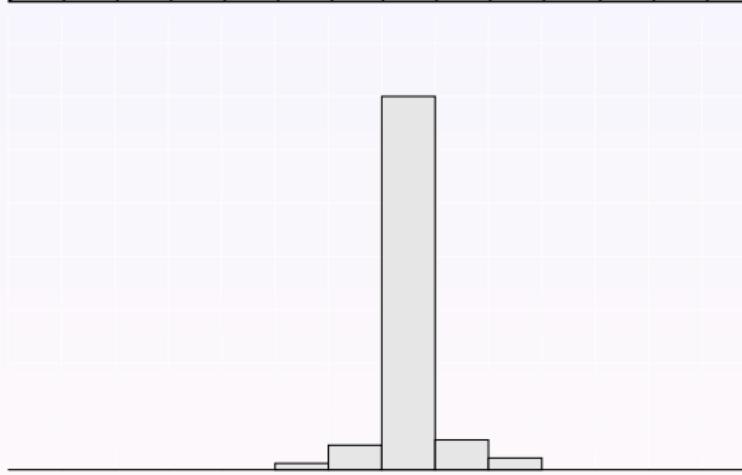
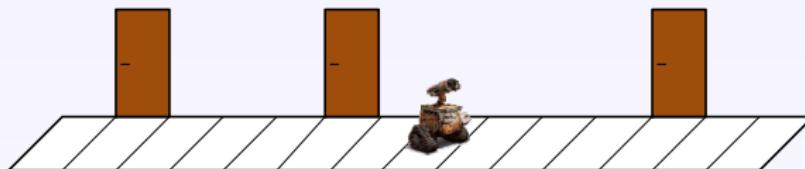
# L'état de croyance : un exemple



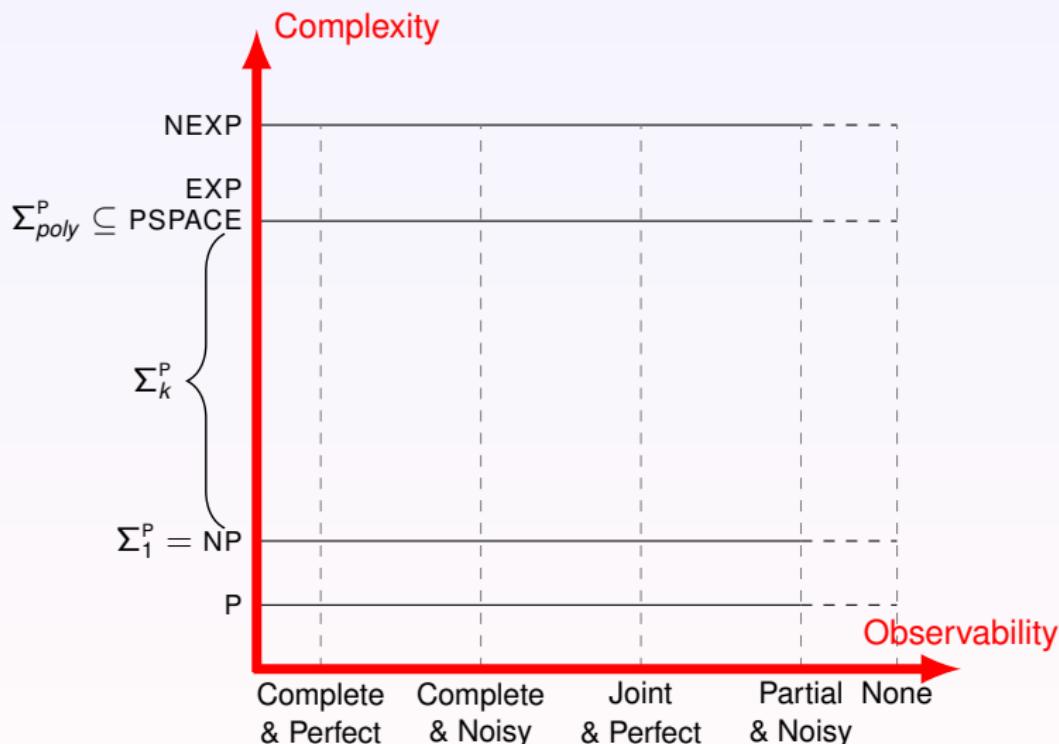
# L'état de croyance : un exemple



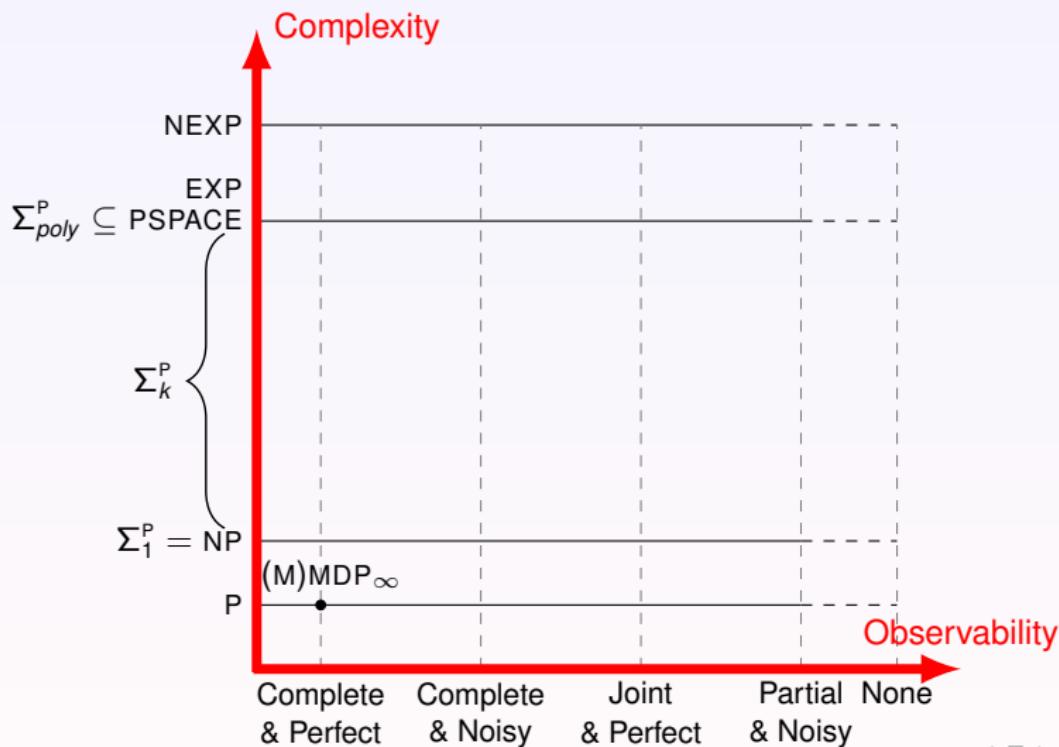
# L'état de croyance : un exemple



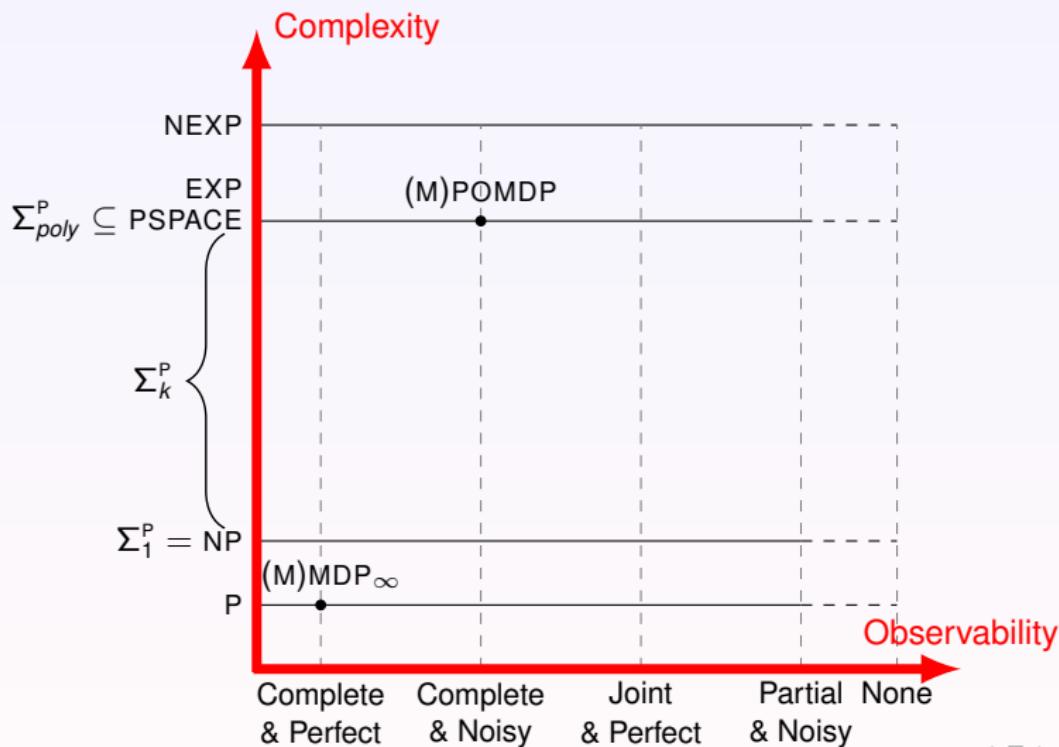
# Complexité des modèles de Markov selon l'observabilité



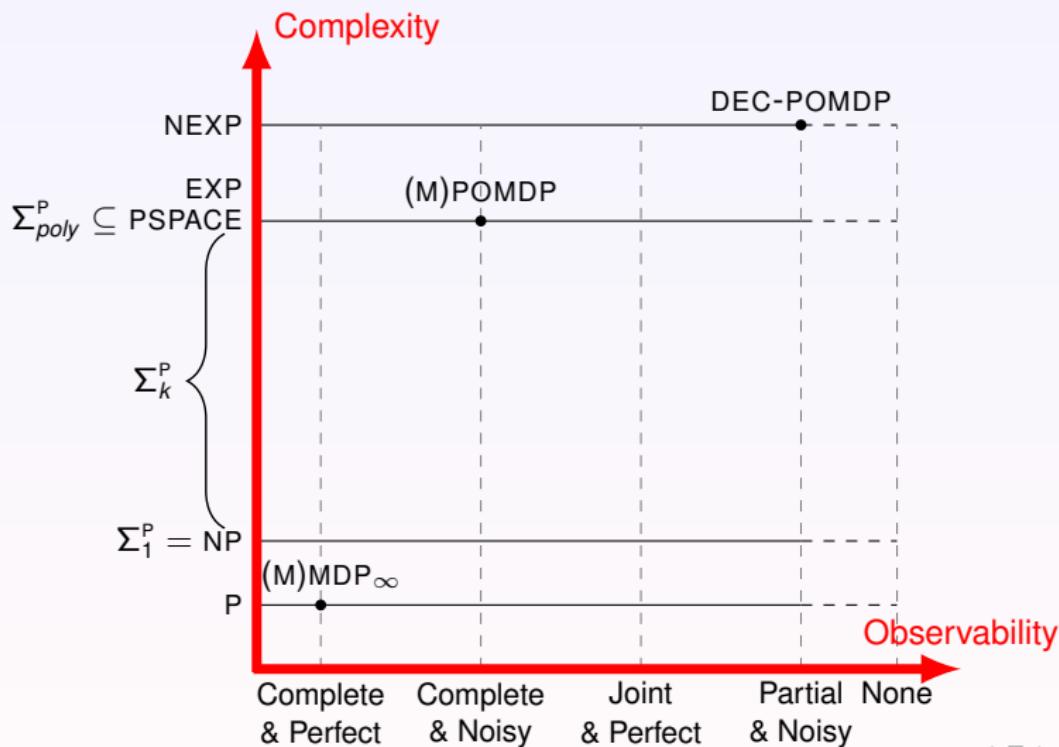
# Complexité des modèles de Markov selon l'observabilité



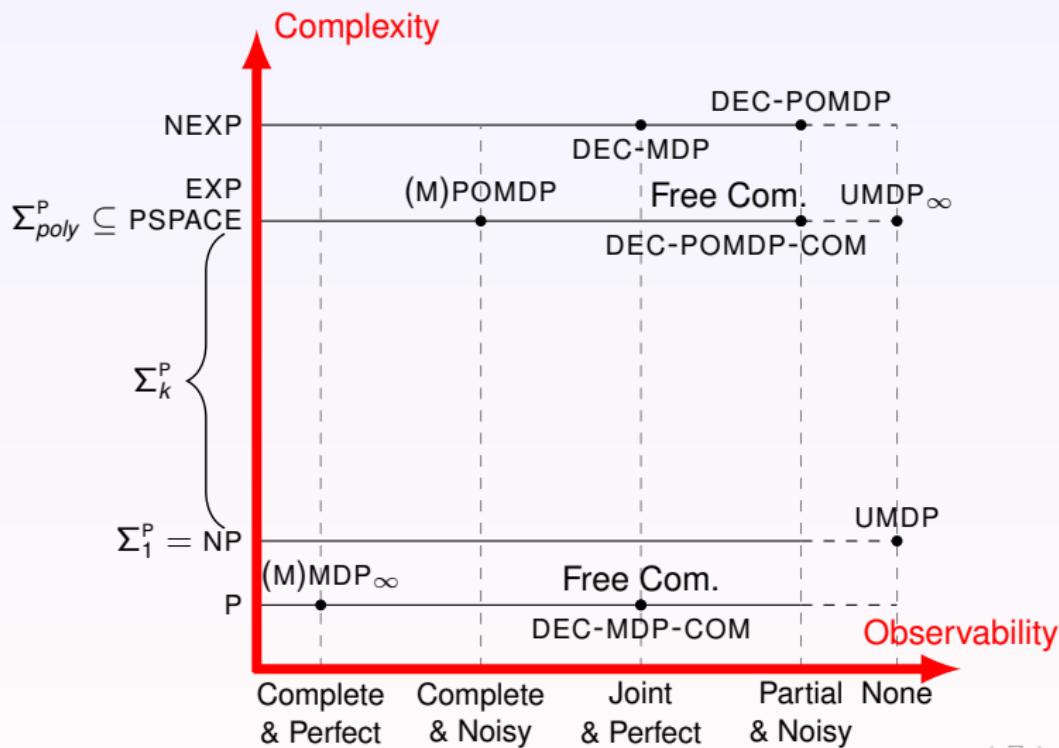
# Complexité des modèles de Markov selon l'observabilité



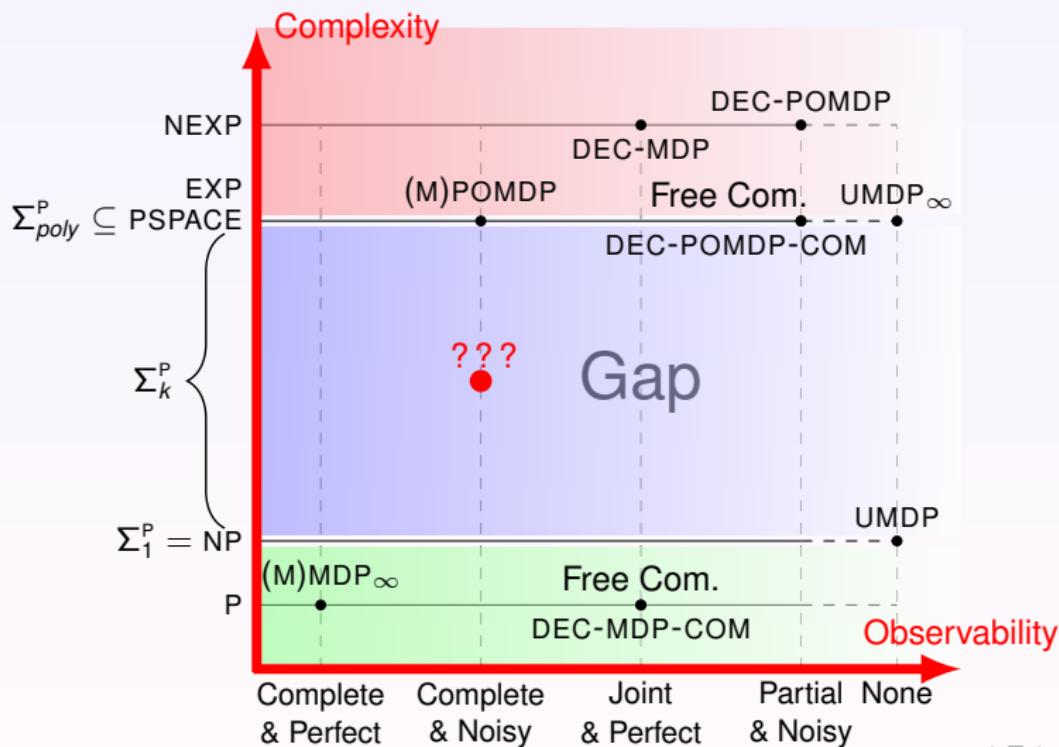
# Complexité des modèles de Markov selon l'observabilité



# Complexité des modèles de Markov selon l'observabilité



# Complexité des modèles de Markov selon l'observabilité



# Modèle avec observation bijective

## Observabilité bijective

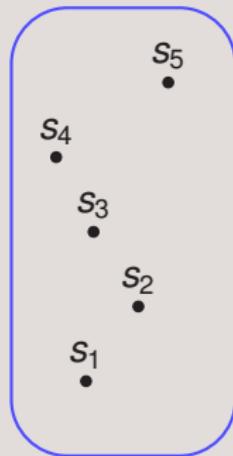
$\exists o_1 \in \Omega, \forall a \in \mathcal{A}, \forall s \in \mathcal{S}^{o_1},$

with  $\mathcal{S}^{o_1} = \{s \in \mathcal{S} | \exists o_1 \in \Omega, P(o_1|s, a) > P(o|s, a), \forall o \neq o_1\},$

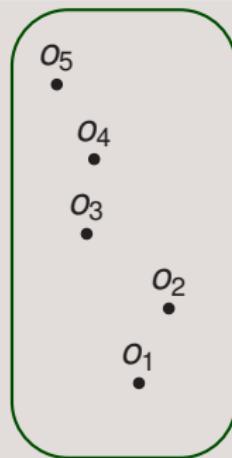
then  $|\Omega| = |\mathcal{S}|$  and  $|\mathcal{S}^{o_1}| = 1$

# Modèle avec observation bijective

## Observabilité bijective



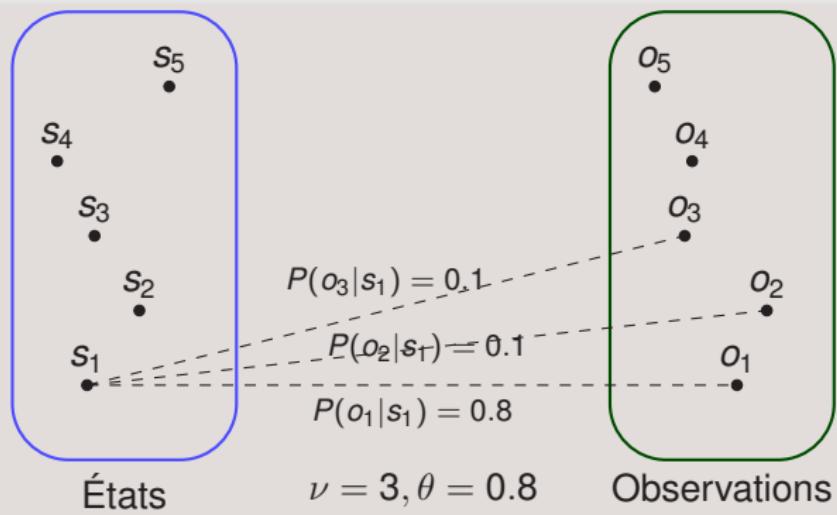
États



Observations

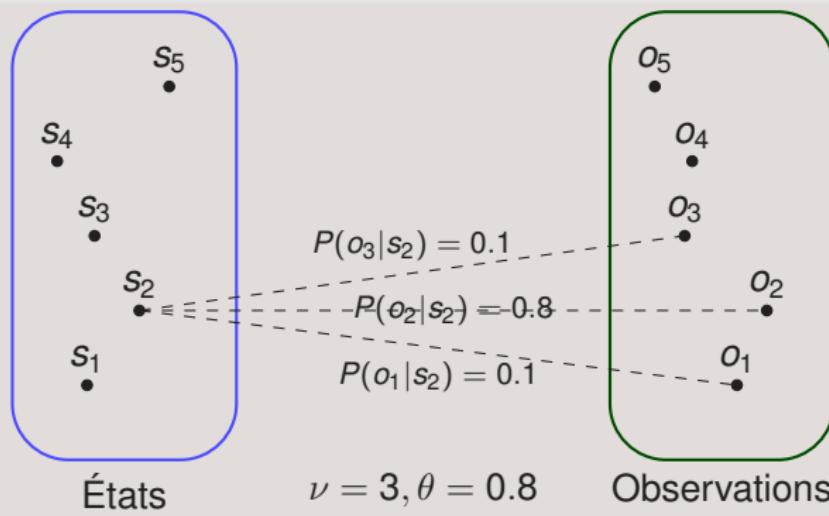
## Modèle avec observation bijective

## Observabilité bijective



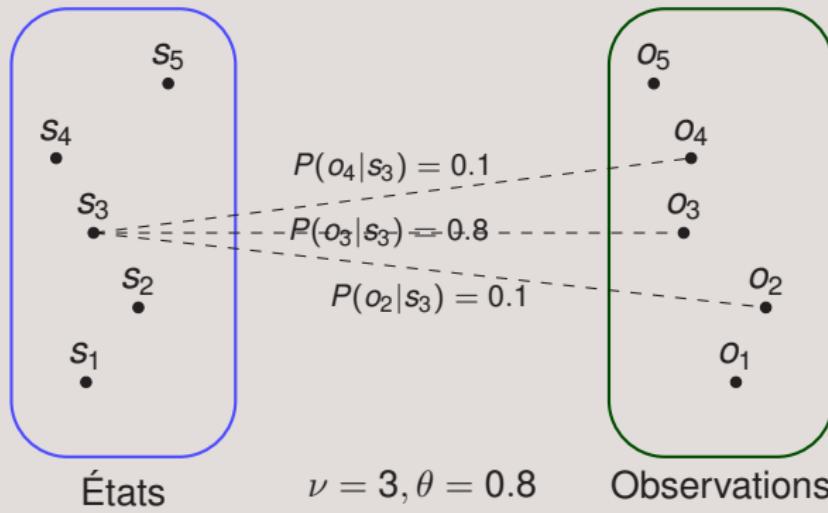
## Modèle avec observation bijective

## Observabilité bijective



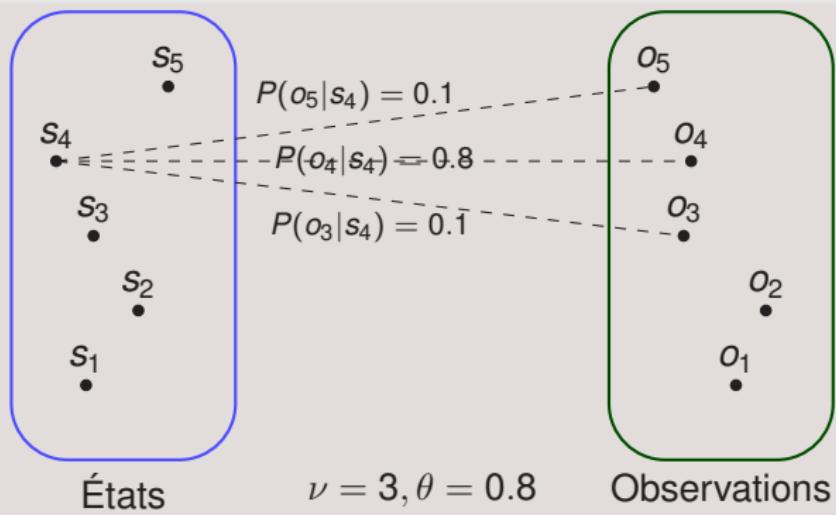
# Modèle avec observation bijective

## Observabilité bijective



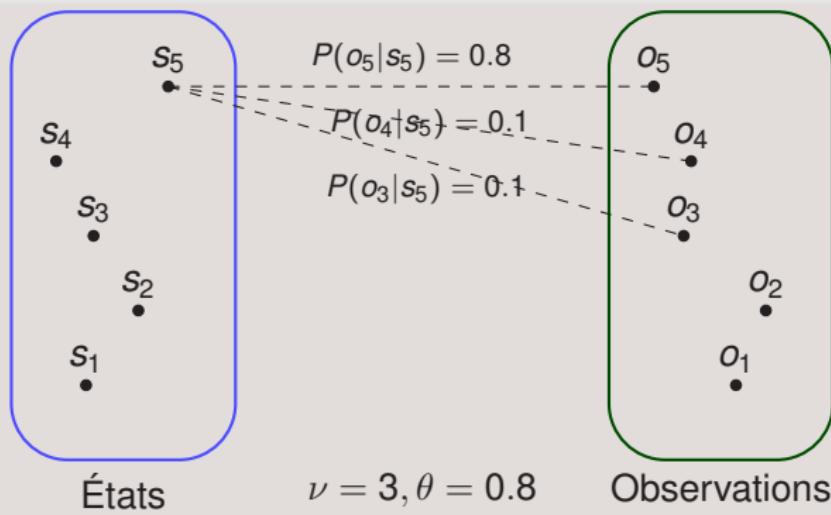
# Modèle avec observation bijective

## Observabilité bijective



# Modèle avec observation bijective

## Observabilité bijective



# Résultats théoriques obtenus

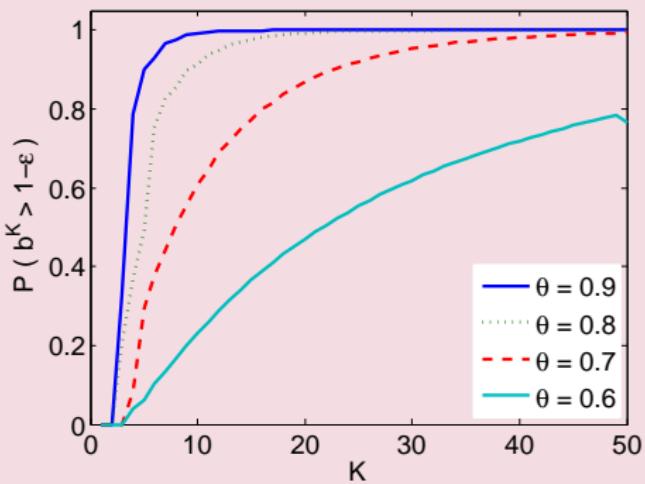
## Convergence de l'état de croyance en probabilité

Sous l'hypothèse d'observation bijective, l'état de croyance  $\mathbf{b}^k$  est tel que  $\mathbf{b}^k(s) \geq 1 - \varepsilon$  ssi

$$n \geq \frac{1}{2 \ln \frac{\nu\theta}{(1-\theta)}} \ln \left[ \frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} \left( 1 + \nu^{1-\frac{k}{2}} \right) \right] + \frac{k}{2} \quad (1)$$

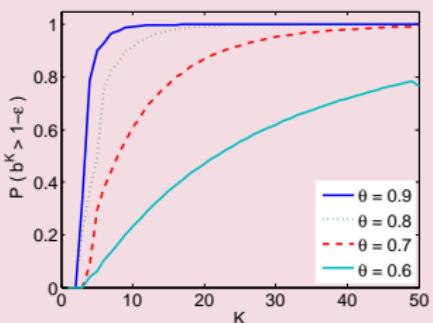
# Résultats théoriques obtenus

## Convergence de l'état de croyance en probabilité



# Résultats théoriques obtenus

## Convergence de l'état de croyance en probabilité

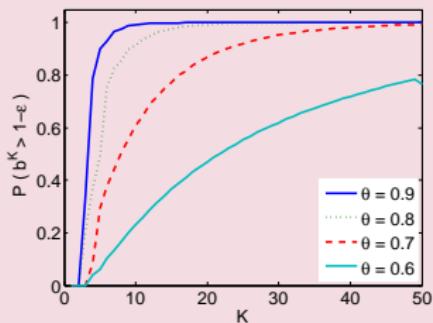


## Réduction de la complexité en pire cas pour les POMDPs

Étant donné un POMDP à horizon infini avec actions déterministes et respectant l'hypothèse d'observabilité bijective, trouver une politique qui permette d'obtenir une récompense escomptée espérée donnée avec une forte probabilité est  $\Sigma_{2k-1}^P$ .

# Résultats théoriques obtenus

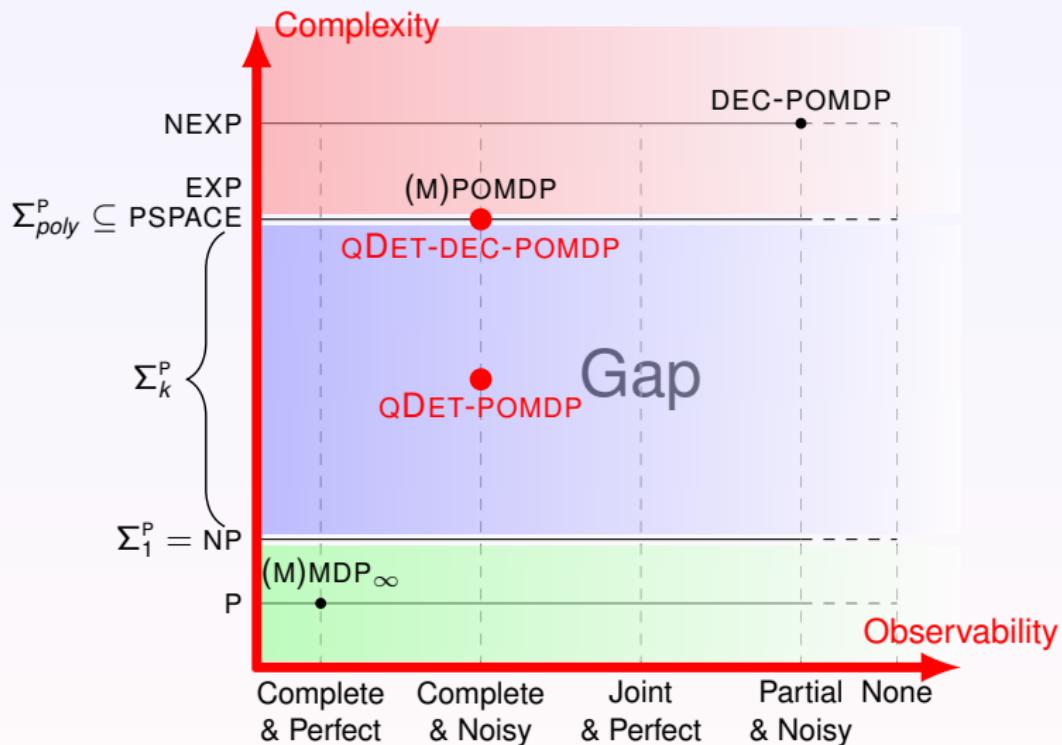
## Convergence de l'état de croyance en probabilité



## Réduction de la complexité en pire cas pour les DEC-POMDPs

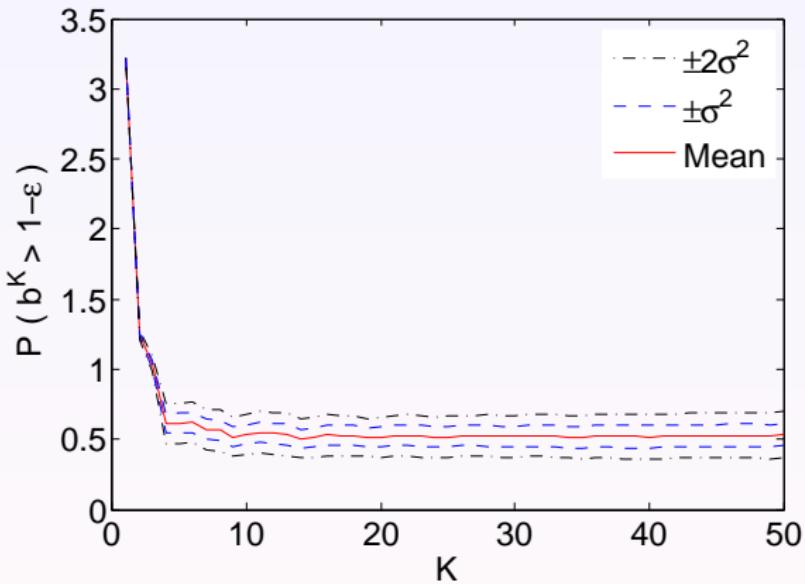
Étant donné un DEC-POMDP à horizon infini avec actions déterministes et respectant l'hypothèse d'observabilité bijective, trouver une politique qui permette d'obtenir une récompense escomptée espérée donnée avec une forte probabilité est PSPACE.

# Résultats théoriques obtenus



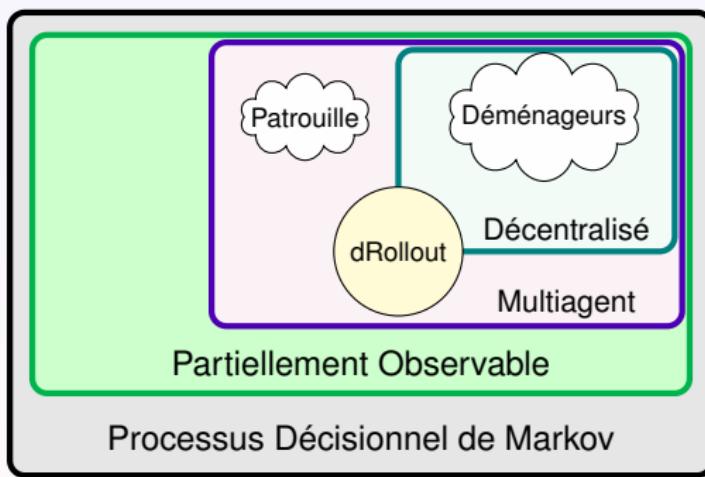
# avec actions stochastiques

$$\sigma_a^2 = .05 \quad \sigma_0^2 = 0.12892 \quad \theta = 0.92214$$

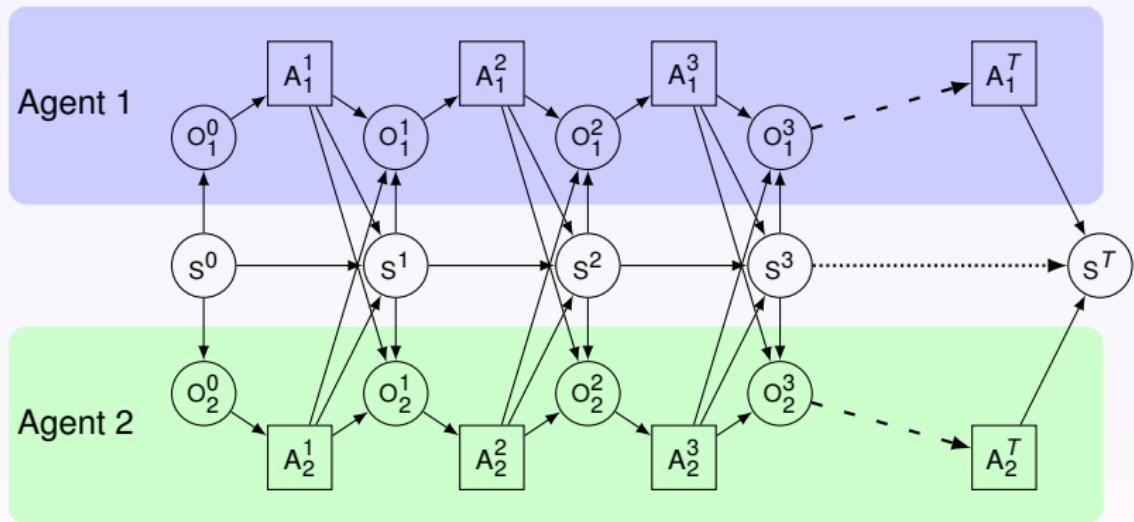


# Plan

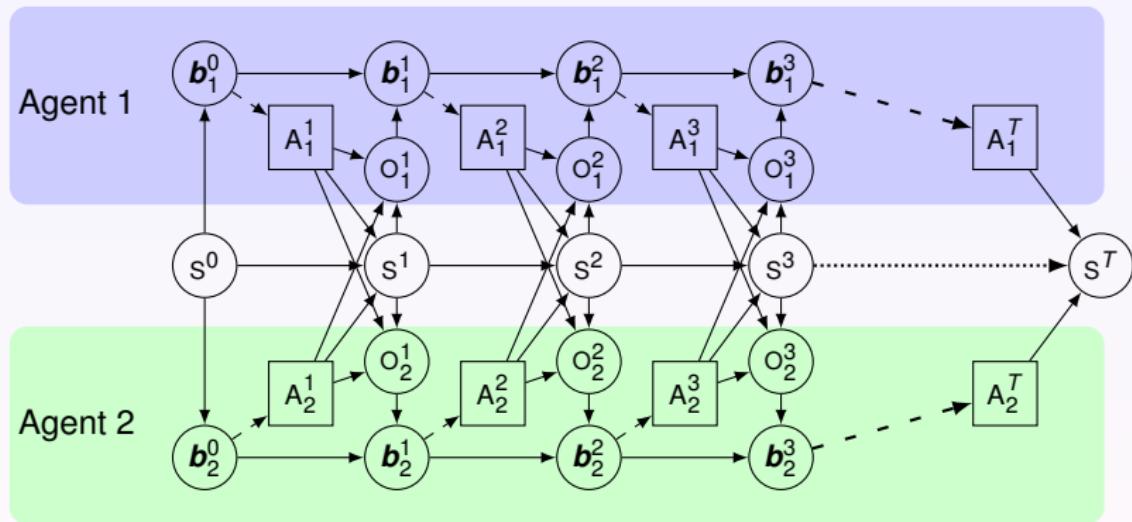
## 3<sup>eme</sup> Partie : Observabilité dans les modèles de Markov décentralisés



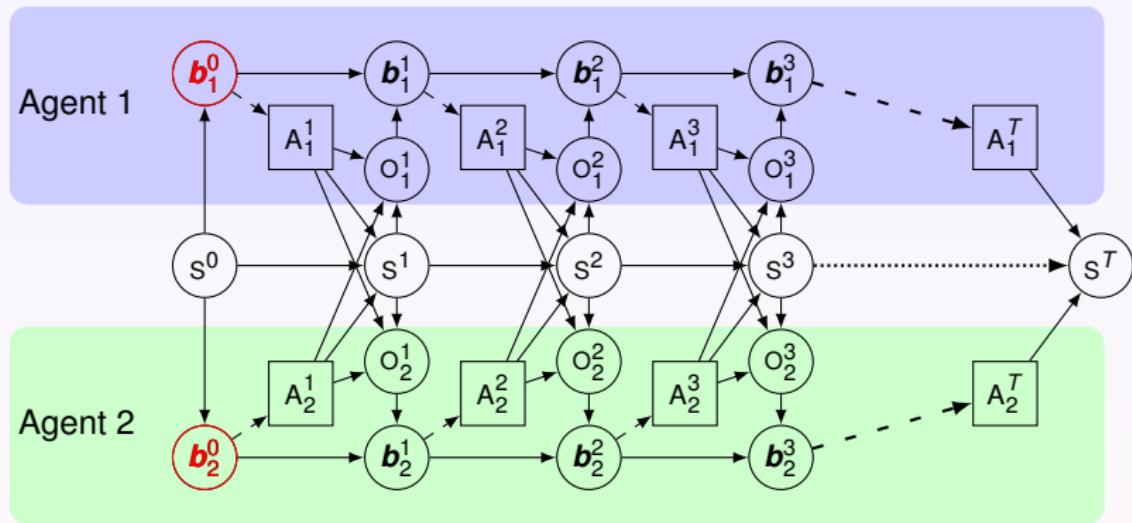
# Bases sur les POMDPs décentralisés



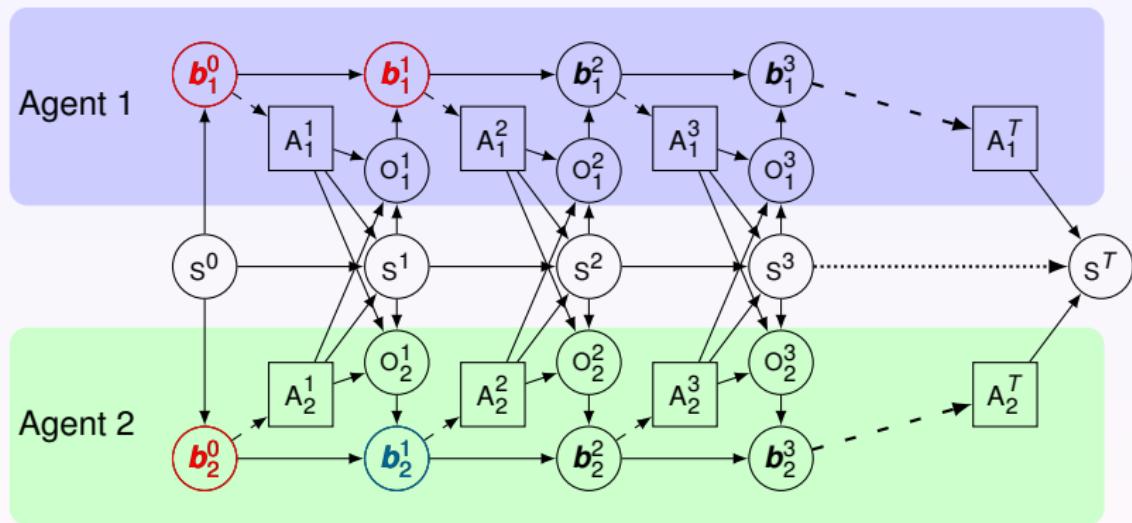
# Bases sur les POMDPs décentralisés



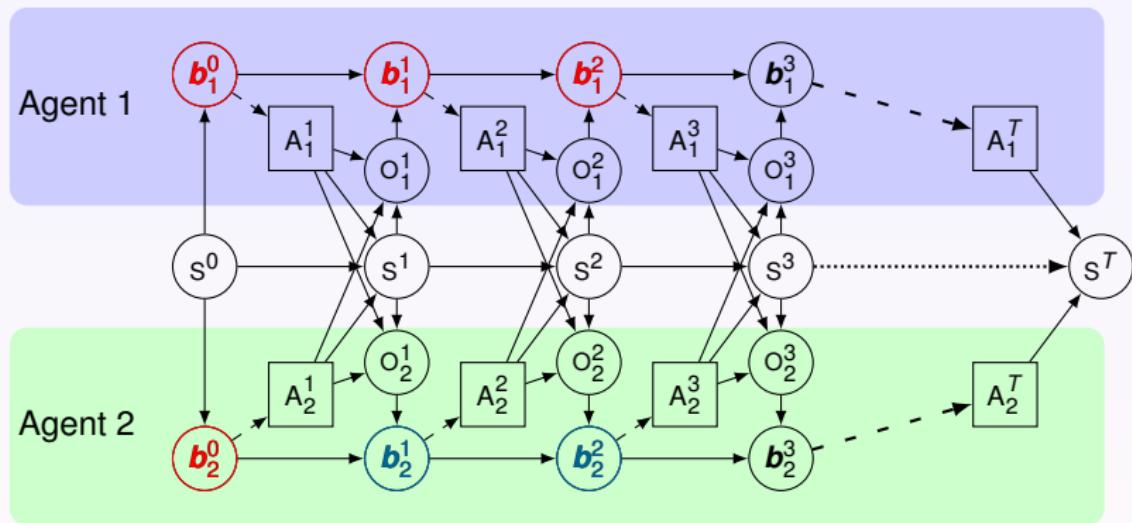
# Bases sur les POMDPs décentralisés



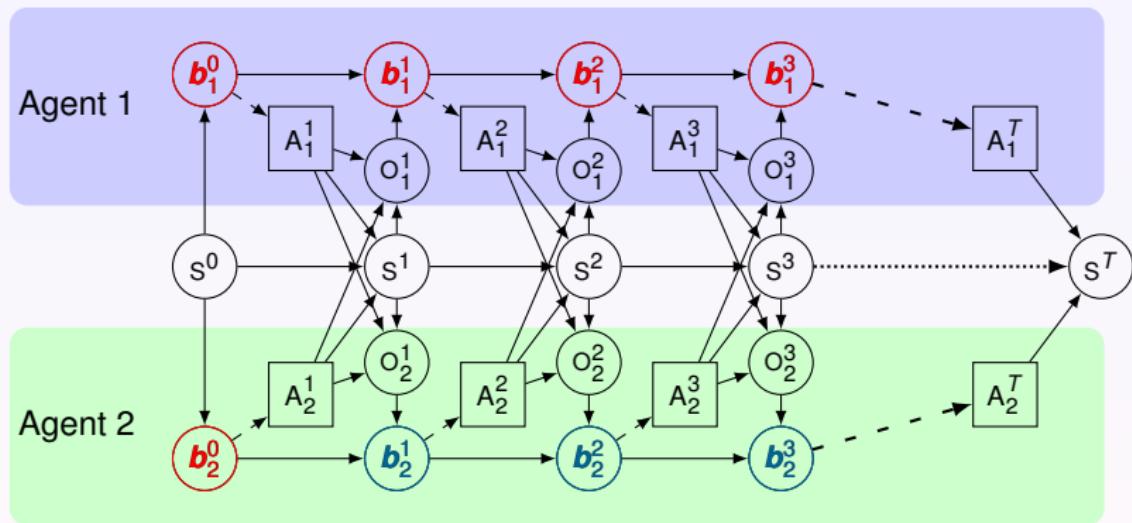
# Bases sur les POMDPs décentralisés



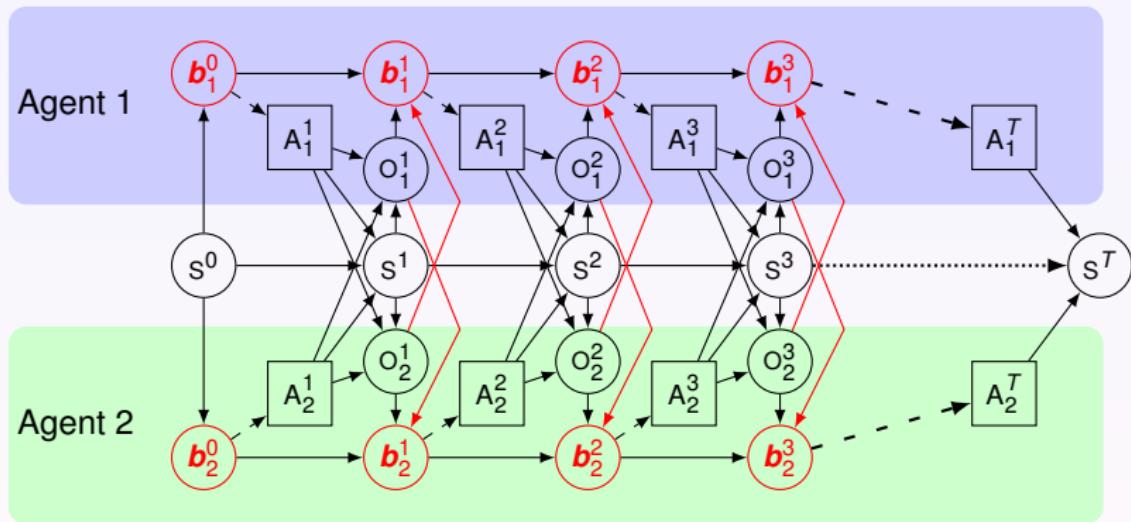
# Bases sur les POMDPs décentralisés



# Bases sur les POMDPs décentralisés



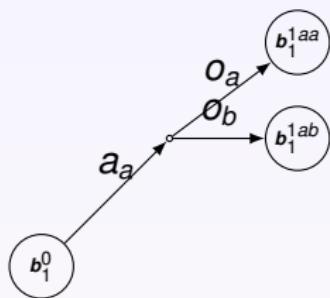
# Bases sur les POMDPs décentralisés



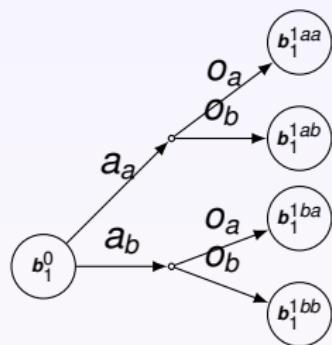
# Algorithme de Rollout décentralisé

$$b_1^0$$

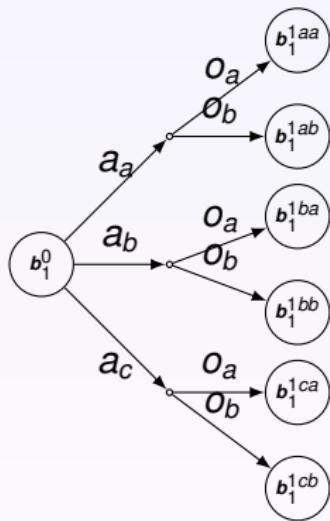
# Algorithme de Rollout décentralisé



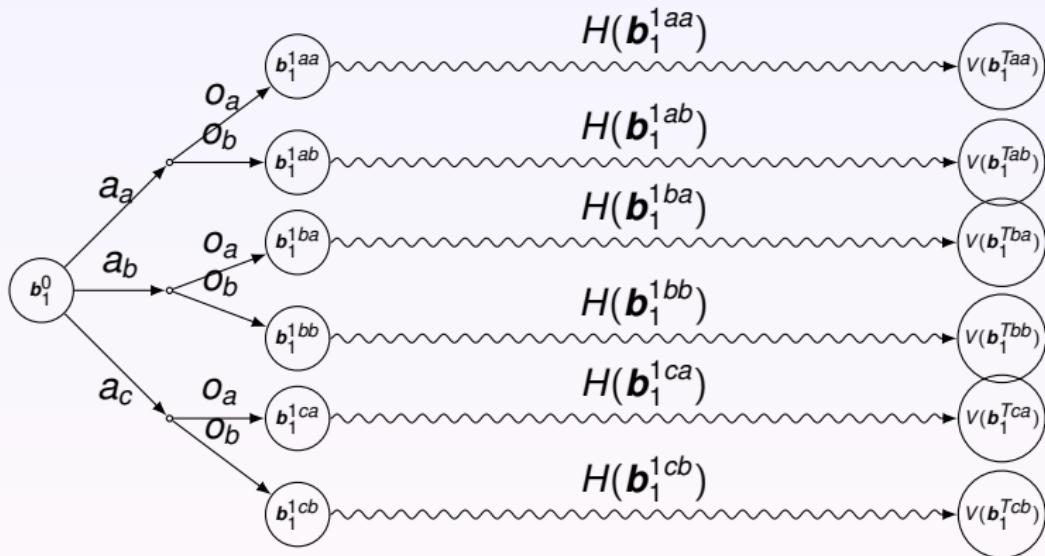
# Algorithme de Rollout décentralisé



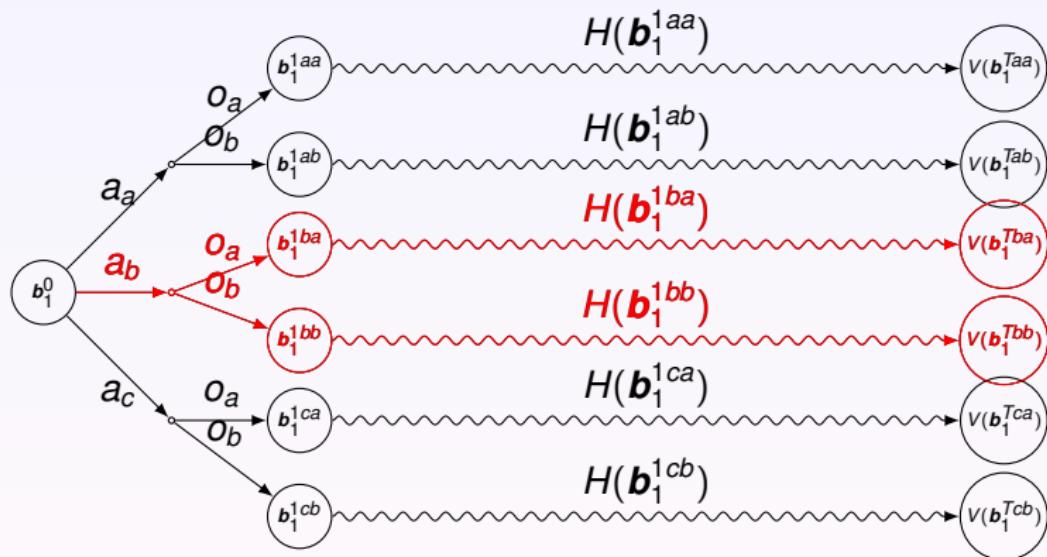
# Algorithme de Rollout décentralisé



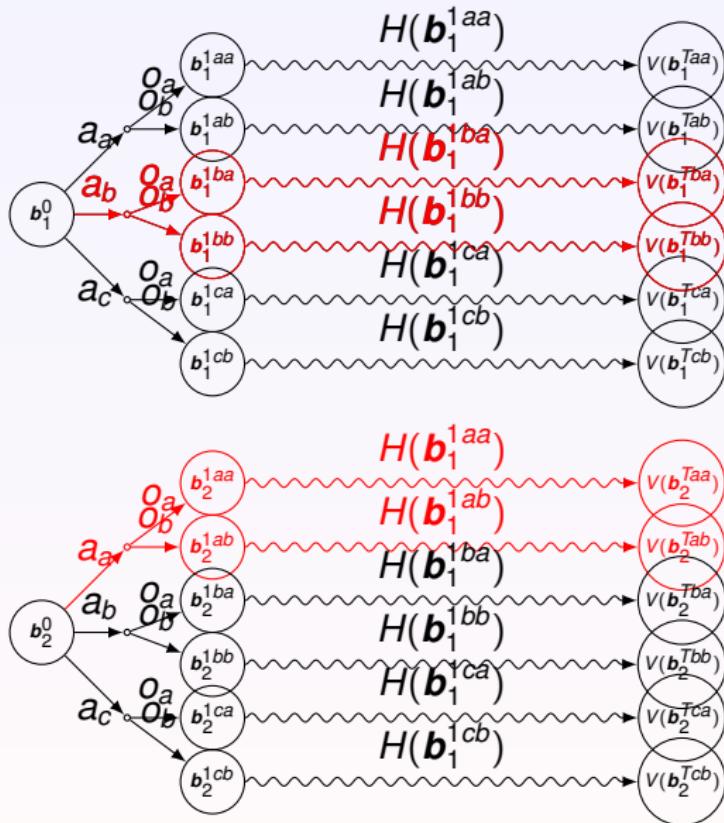
# Algorithme de Rollout décentralisé



# Algorithme de Rollout décentralisé



# Algorithme de Rollout décentralisé



# Planification en ligne avec observabilité décentralisée et sans communication

## Observation la plus probable

$$\begin{aligned} \mathbf{o}_i^* &\leftarrow \langle o_i, \mathbf{o}_{-i}^* \rangle \\ \text{où } \mathbf{o}_{-i}^* &= \arg \max_{\mathbf{o}_{-i} \in \Omega_{-i}} \mathcal{O}(\langle o_i, \mathbf{o}_{-i} \rangle | \mathbf{a}, s') \mathbf{b}_i^t(s') \\ \mathbf{b}_i^{t+1}(s') &= \frac{\mathcal{O}(\mathbf{o}_i^* | \mathbf{a}, s') \sum_{s \in \mathcal{S}} \mathcal{T}(s' | s, \mathbf{a}) \mathbf{b}_i^t(s)}{\sum_{s, s' \in \mathcal{S}} \mathcal{O}(\mathbf{o}_i^* | \mathbf{a}, s') \mathcal{T}(s' | s, \mathbf{a}) \mathbf{b}_i^t(s)} \end{aligned} \quad (1)$$

# Planification en ligne avec observabilité décentralisée et sans communication

## Observation la plus probable

$$\begin{aligned}
 \mathbf{o}_i^* &\leftarrow \langle o_i, \mathbf{o}_{-i}^* \rangle \\
 \text{où } \mathbf{o}_{-i}^* &= \arg \max_{\mathbf{o}_{-i} \in \Omega_{-i}} \mathcal{O}(\langle o_i, \mathbf{o}_{-i} \rangle | \mathbf{a}, s') \mathbf{b}_i^t(s') \\
 \mathbf{b}_i^{t+1}(s') &= \frac{\mathcal{O}(\mathbf{o}_i^* | \mathbf{a}, s') \sum_{s \in \mathcal{S}} \mathcal{T}(s' | s, \mathbf{a}) \mathbf{b}_i^t(s)}{\sum_{s, s' \in \mathcal{S}} \mathcal{O}(\mathbf{o}_i^* | \mathbf{a}, s') \mathcal{T}(s' | s, \mathbf{a}) \mathbf{b}_i^t(s)}
 \end{aligned} \tag{1}$$

## Observation espérée (\*)

$$\mathbf{b}_i^{t+1}(s') = \sum_{\mathbf{o}_{-i} \in \Omega_{-i}} \frac{\mathcal{O}(\mathbf{o} | \mathbf{a}, s') \sum_{s \in \mathcal{S}} \mathcal{T}(s' | s, \mathbf{a}) \mathbf{b}_i^t(s)}{\sum_{s, s' \in \mathcal{S}} \mathcal{O}(\mathbf{o} | \mathbf{a}, s') \mathcal{T}(s' | s, \mathbf{a}) \mathbf{b}_i^t(s)}, \quad \mathbf{o} = \langle o_i, \mathbf{o}_{-i} \rangle \tag{2}$$

# Planification en ligne avec observabilité décentralisée et sans communication

Observation la plus probable

$$\boldsymbol{b}_i^{t+1}(s') = \max_{\boldsymbol{o}_{-i}} \boldsymbol{b}_i^{t+1}(s') \quad (1)$$

Observation espérée (\*)

$$\boldsymbol{b}_i^{t+1}(s') = \sum_{\boldsymbol{o}_{-i} \in \Omega_{-i}} \frac{\mathcal{O}(\boldsymbol{o}|\boldsymbol{a}, s') \sum_{s \in \mathcal{S}} \mathcal{T}(s'|s, \boldsymbol{a}) \boldsymbol{b}_i^t(s)}{\sum_{s, s' \in \mathcal{S}} \mathcal{O}(\boldsymbol{o}|\boldsymbol{a}, s') \mathcal{T}(s'|s, \boldsymbol{a}) \boldsymbol{b}_i^t(s)}, \quad \boldsymbol{o} = \langle o_i, \boldsymbol{o}_{-i} \rangle \quad (2)$$

# Planification en ligne avec observabilité décentralisée et sans communication

Observation la plus probable

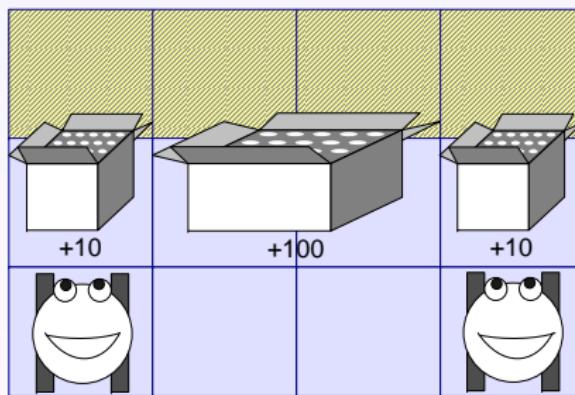
$$\boldsymbol{b}_i^{t+1}(s') = \max_{\boldsymbol{o}_{-i}} \boldsymbol{b}_i^{t+1}(s') \quad (1)$$

Observation espérée (\*)

$$\boldsymbol{b}_i^{t+1}(s') = \mathbb{E}_{\boldsymbol{o}_{-i}} \boldsymbol{b}_i^{t+1}(s') \quad (2)$$

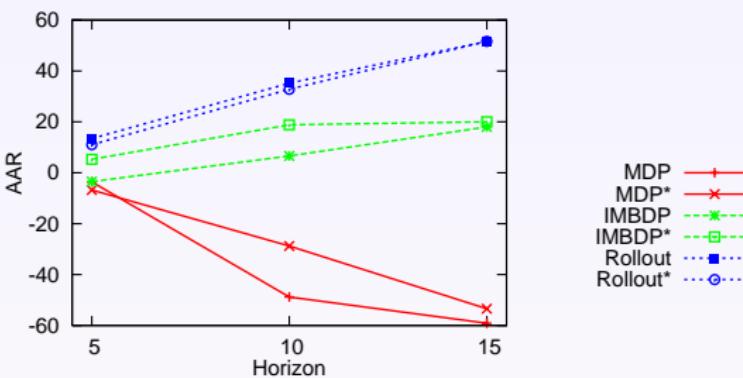
# Résultats expérimentaux

Problème du déménageurs

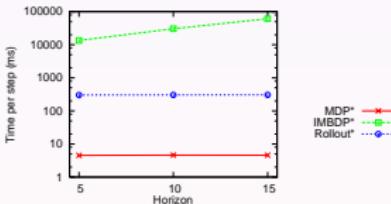


# Résultats expérimentaux

Problème du déménageurs



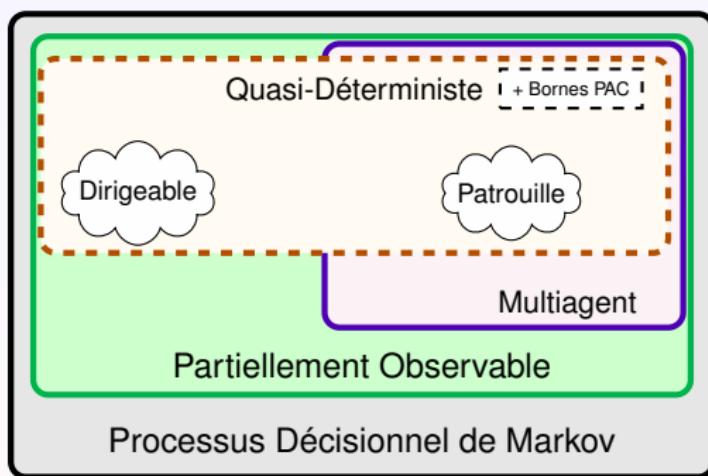
(a) Value vs Horizon



(b) Time (s) vs Horizon

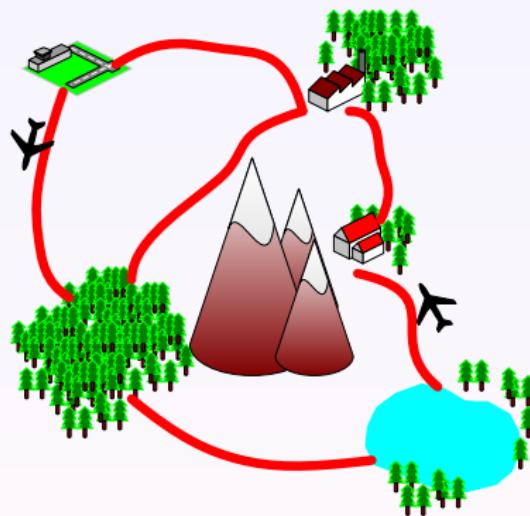
# Plan

## 4<sup>eme</sup> partie : Applications des outils développés



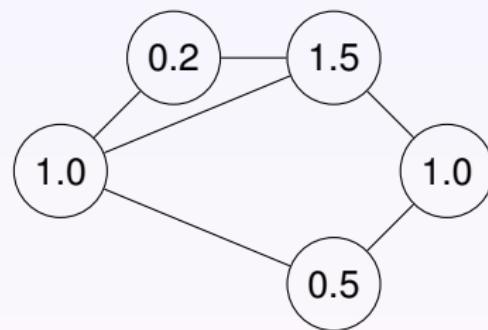
# Extensions en cours

Groupe de patrouille autonome – J.S. Marier



# Extensions en cours

Groupe de patrouille autonome – J.S. Marier



# Extensions en cours

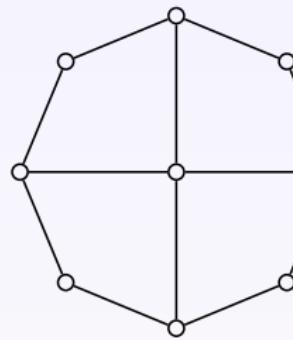
Groupe de patrouille autonome – J.S. Marier

## Les agents :

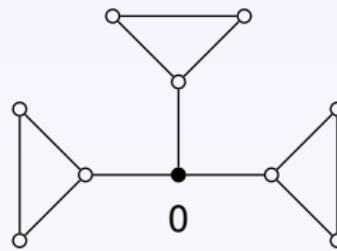
- Sont contraints dans leurs actions par un graphe de localisations à surveiller aussi souvent que possible ;
- Observent avec certitude leur position et communiquent celle-ci aux autres agents ;
- Peuvent communiquer leur état local et leur politique locale avec une fréquence suffisamment élevée ;
- N'ont pas accès à l'information qu'ils surveillent.

# Extensions en cours

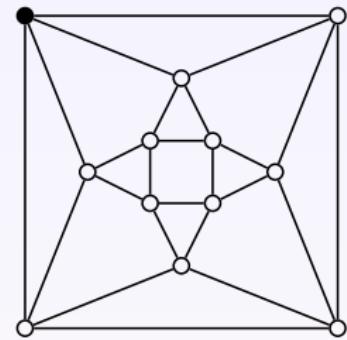
Groupe de patrouille autonome – J.S. Marier



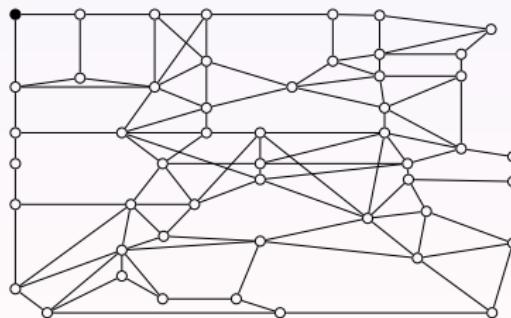
(c) Wheel



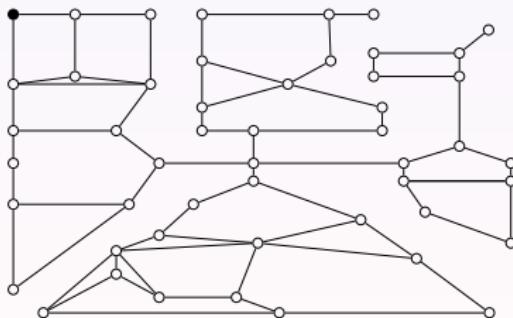
(d) Cloverleaf



(e) Cuboctahedron



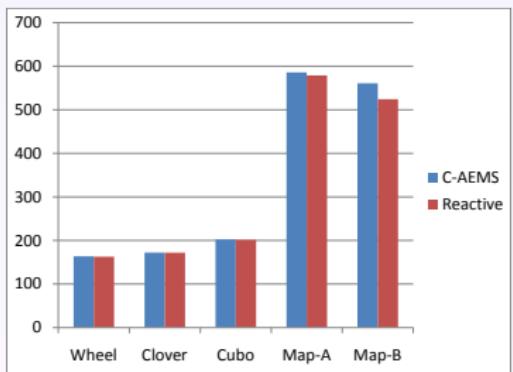
(f) Map-A



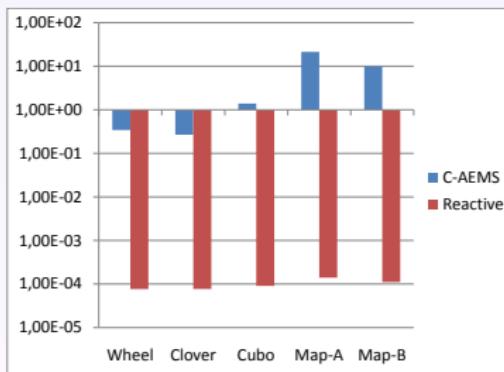
(g) Map-B

# Extensions en cours

Groupe de patrouille autonome – J.S. Marier



(h) AAR



(i) Time(s)

# Extensions en cours

Apprentissage de POMDPs continus – P. Dallaire

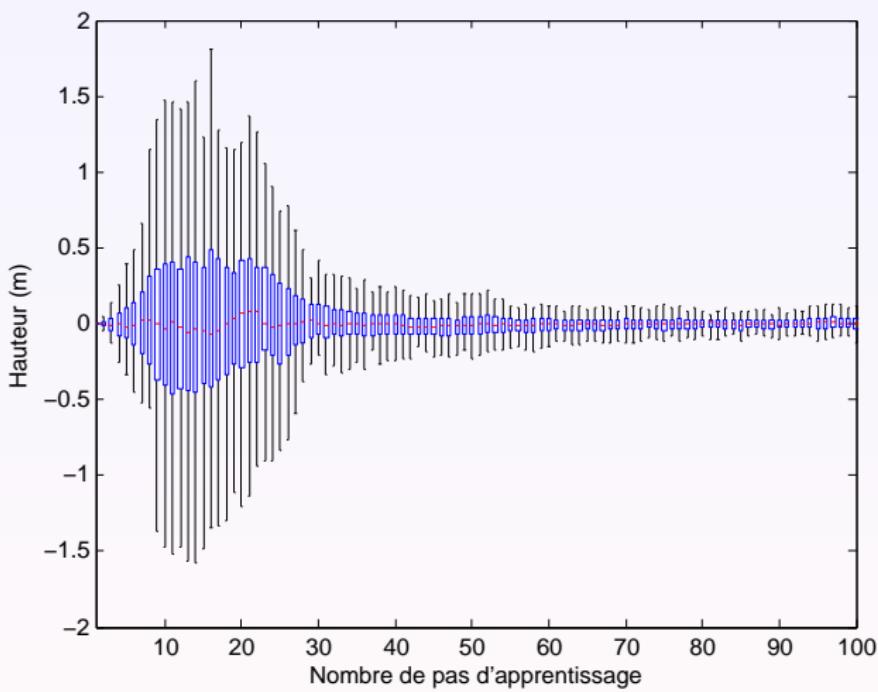


## L'agent :

- Doit maintenir une hauteur relative de zero ;
- Observe sa hauteur en continu additionnée d'un bruit Gaussien (en cloche) ;
- Choisis un action monter/descendre en continu ;
- *Ne connaît pas sa dynamique.*

# Extensions en cours

Apprentissage de POMDPs continus – P. Dallaire



# Extensions possibles

- Extension du modèle MACSP au multiagent
  - Représentations des interactions agents par contraintes
- Étude des modèles d'observabilité bijective avec transition stochastique
  - et étude de l'équilibre génération / absorption d'entropie
- Extension des modèles d'observabilité bijective aux POMDPs continus
- Étude de la communication pour la synchronisation en ligne des états de croyance
  - À quel moment et quoi communiquer ?

# Extensions possibles

- Extension du modèle MACSP au multiagent
  - Représentations des interactions agents par contraintes
- Étude des modèles d'observabilité bijective avec transition stochastique
  - et étude de l'équilibre génération / absorption d'entropie
- Extension des modèles d'observabilité bijective aux POMDPs continus
- Étude de la communication pour la synchronisation en ligne des états de croyance
  - À quel moment et quoi communiquer ?

# Extensions possibles

- Extension du modèle MACSP au multiagent
  - Représentations des interactions agents par contraintes
- Étude des modèles d'observabilité bijective avec transition stochastique
  - et étude de l'équilibre génération / absorption d'entropie
- Extension des modèles d'observabilité bijective aux POMDPs continus
- Étude de la communication pour la synchronisation en ligne des états de croyance
  - À quel moment et quoi communiquer ?

# Extensions possibles

- Extension du modèle MACSP au multiagent
  - Représentations des interactions agents par contraintes
- Étude des modèles d'observabilité bijective avec transition stochastique
  - et étude de l'équilibre génération / absorption d'entropie
- Extension des modèles d'observabilité bijective aux POMDPs continus
- Étude de la communication pour la synchronisation en ligne des états de croyance
  - À quel moment et quoi communiquer ?

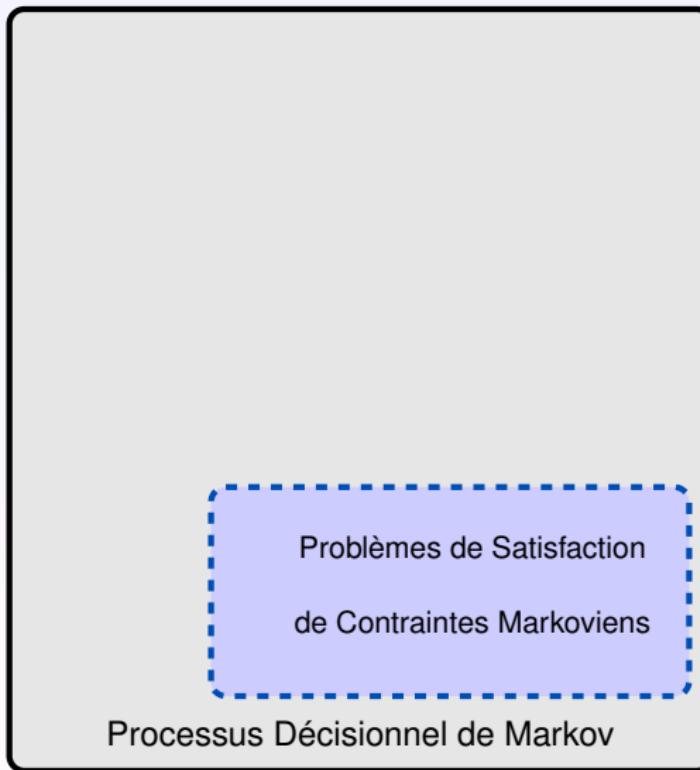
# Rappel des Contributions

Processus Décisionnel de Markov

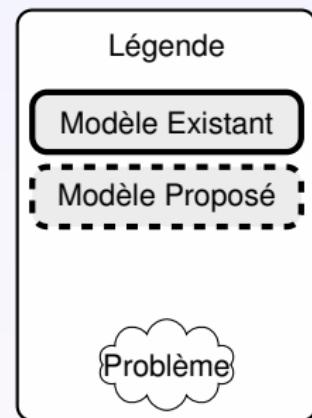
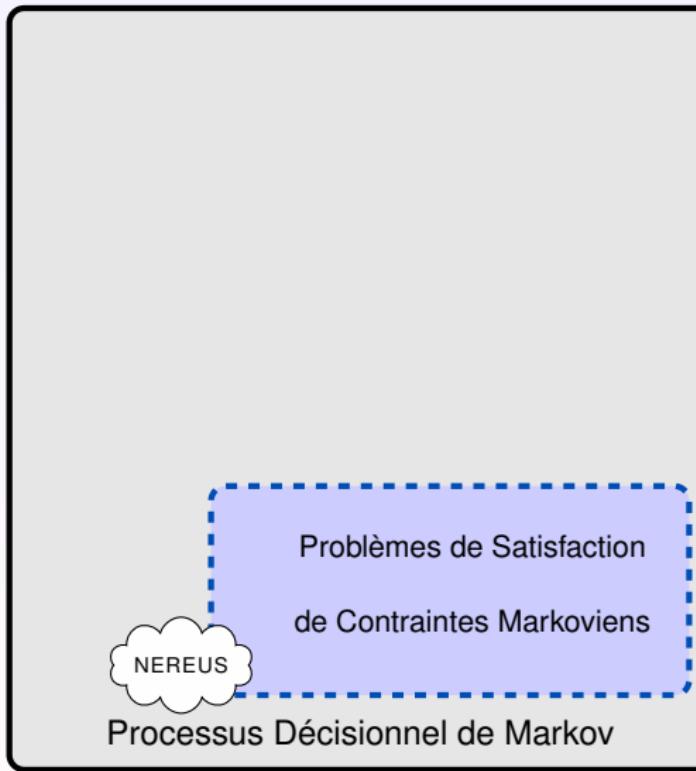
Légende

Modèle Existant

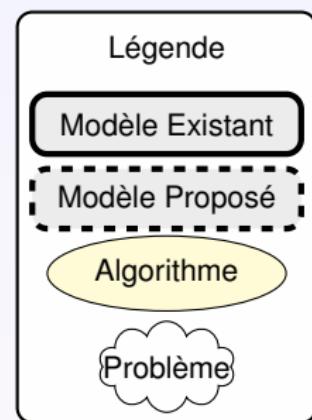
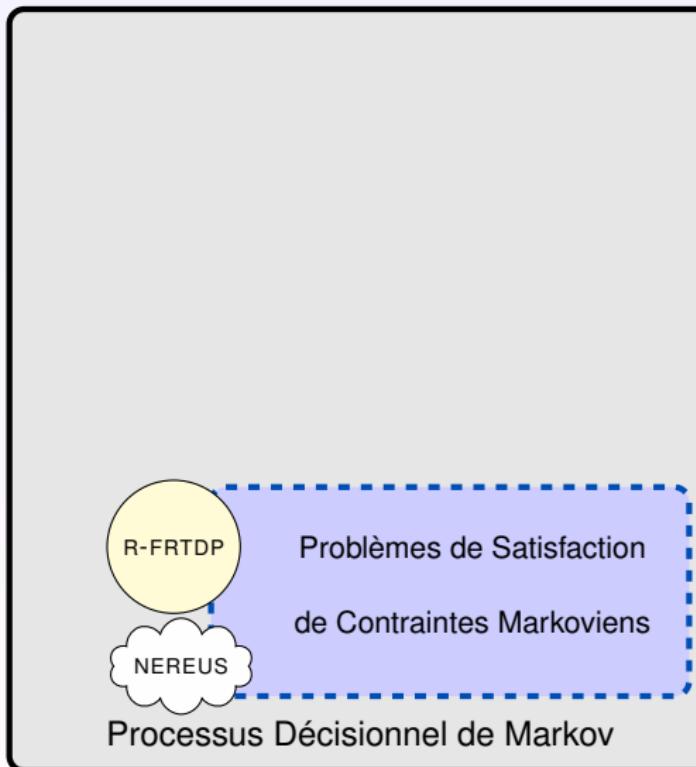
# Rappel des Contributions



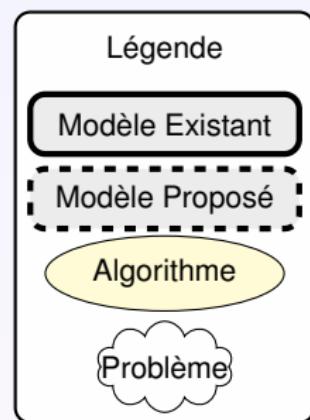
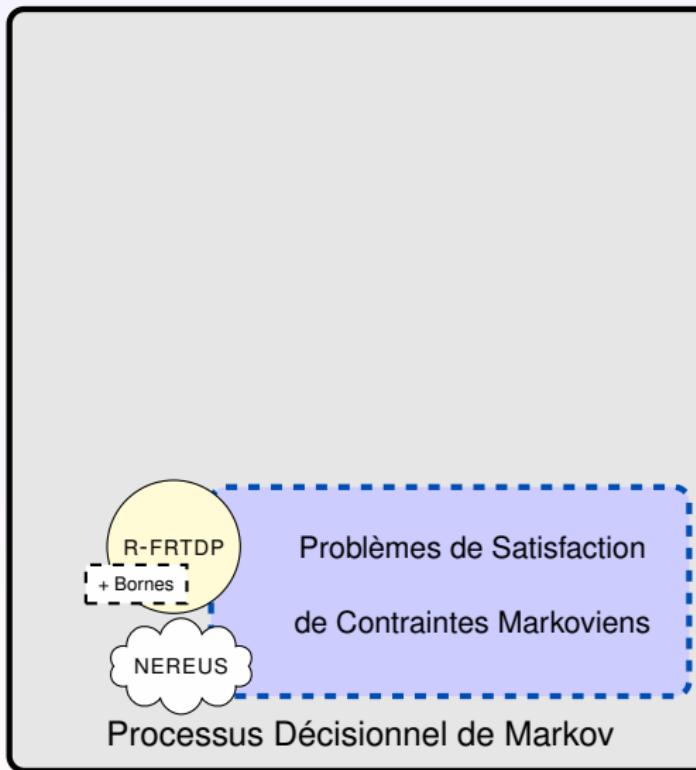
# Rappel des Contributions



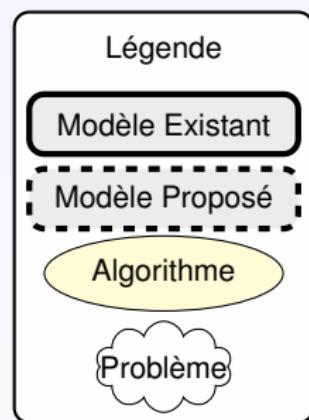
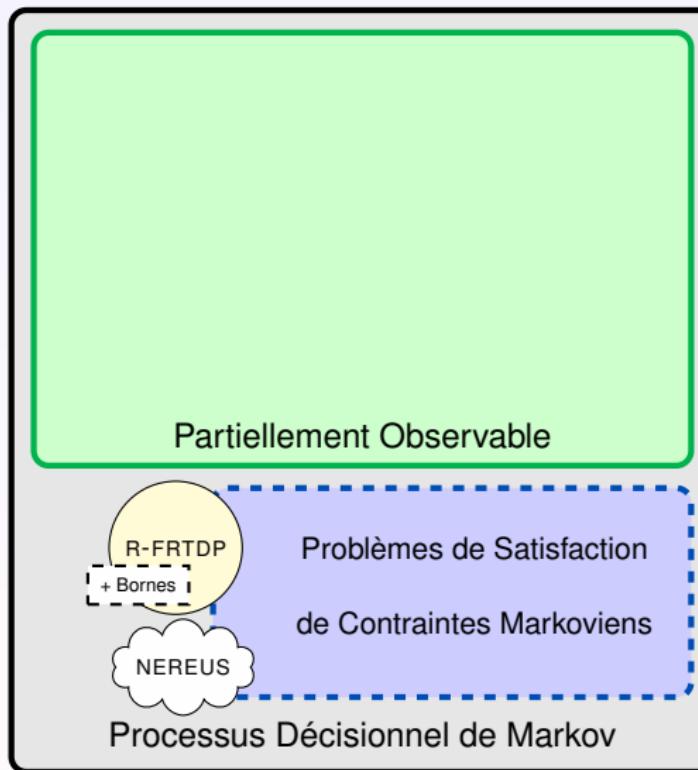
# Rappel des Contributions



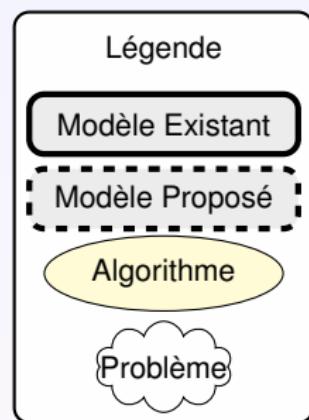
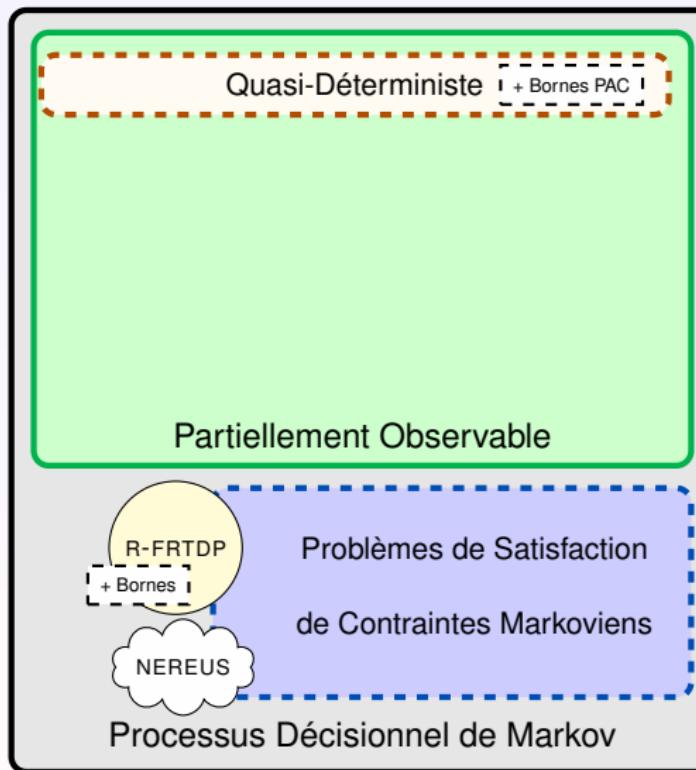
# Rappel des Contributions



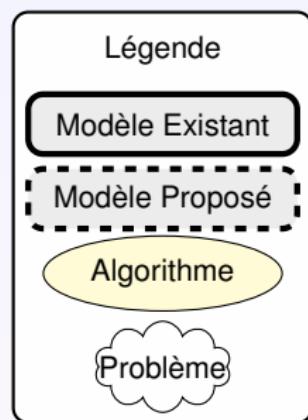
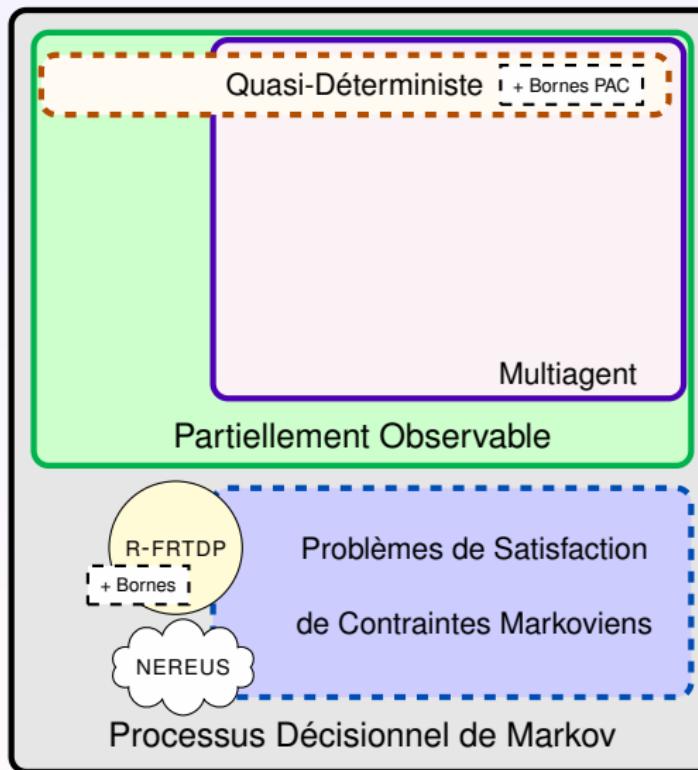
# Rappel des Contributions



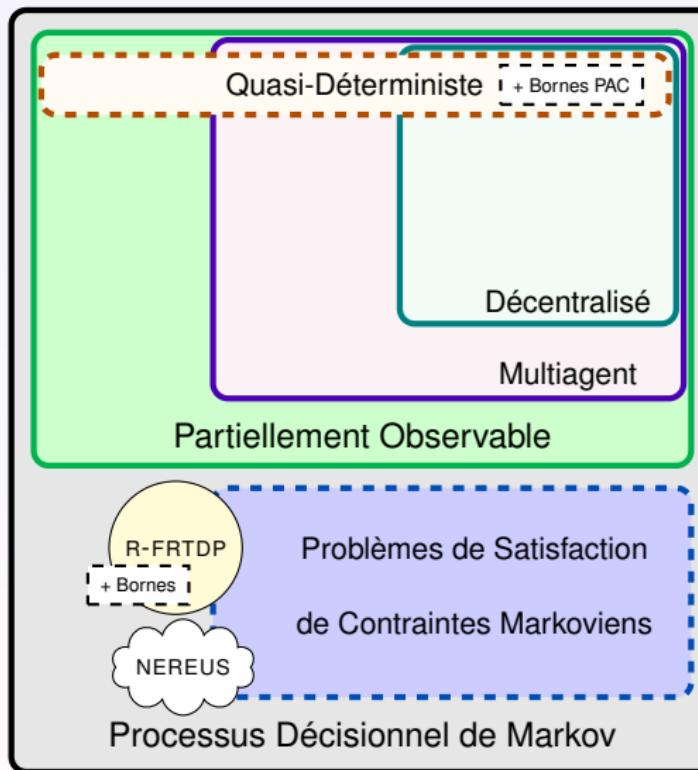
# Rappel des Contributions



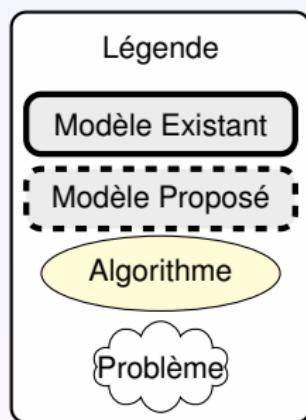
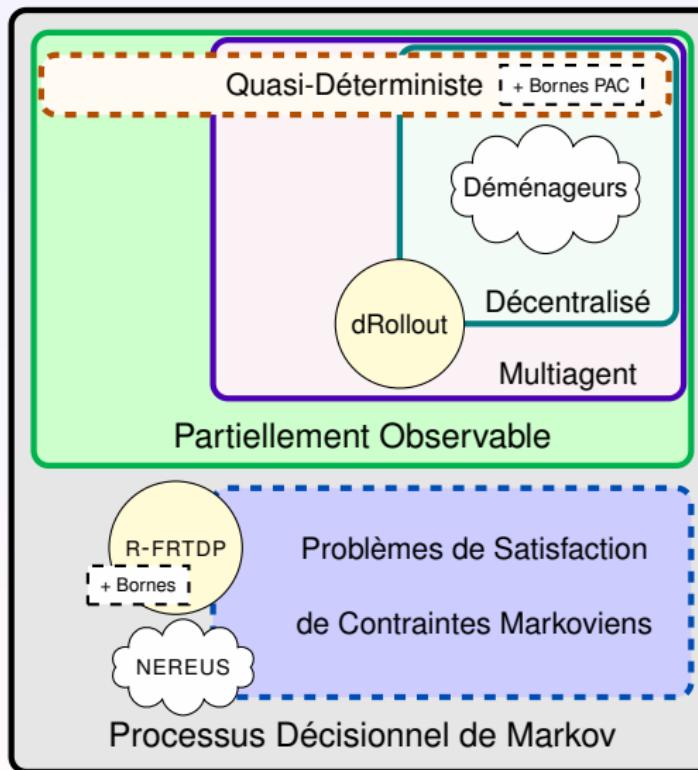
# Rappel des Contributions



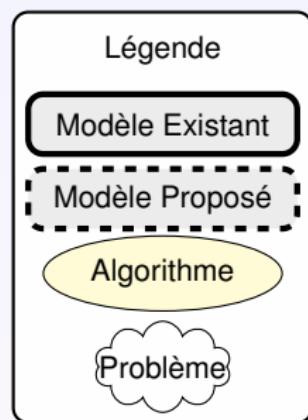
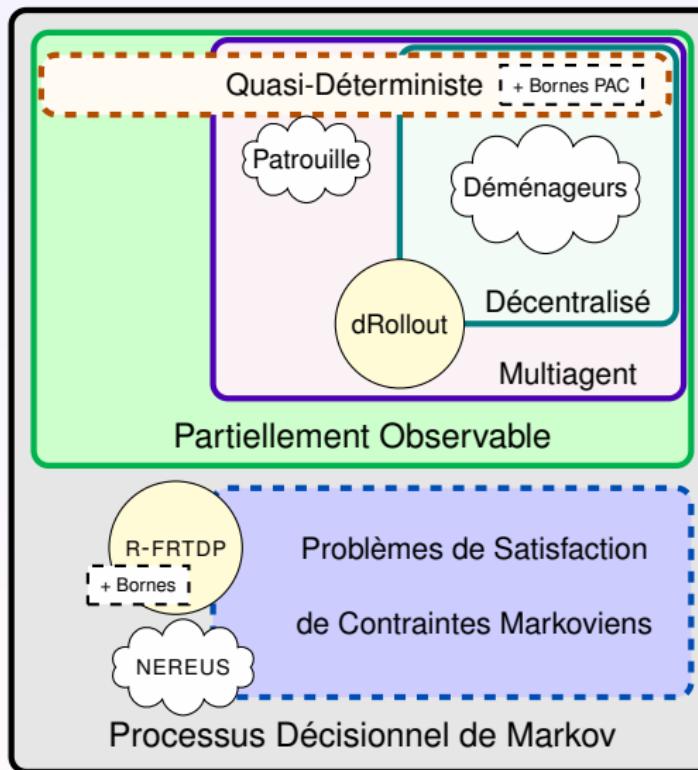
# Rappel des Contributions



# Rappel des Contributions



# Rappel des Contributions



# Conclusion

- ✓ Abandon des concepts d'intentions, engagements. On ne raisonne que sur la valeur.
- ✓ Meilleur précision sur l'optimalité de la planification
- ✓ Pouvoir de modélisation très large
- ✗ Extrêmement sensible au modèle utilisé
- ✗ Extrêmement sensible à la définition de la fonction de récompense
- ✗ Problèmes très difficile à résoudre sans approximations
- ✗ Multiplication de modèles spécifiques plus faciles à résoudre
- ⇒ Prendre en compte la spécificité du problème dans la modélisation est indispensable

# Conclusion

- ✓ Abandon des concepts d'intentions, engagements. On ne raisonne que sur la valeur.
- ✓ Meilleur précision sur l'optimalité de la planification
- ✓ Pouvoir de modélisation très large
- ✗ Extrêmement sensible au modèle utilisé
- ✗ Extrêmement sensible à la définition de la fonction de récompense
- ✗ Problèmes très difficile à résoudre sans approximations
- ✗ Multiplication de modèles spécifiques plus faciles à résoudre
- ⇒ Prendre en compte la spécificité du problème dans la modélisation est indispensable

# Conclusion

- ✓ Abandon des concepts d'intentions, engagements. On ne raisonne que sur la valeur.
- ✓ Meilleur précision sur l'optimalité de la planification
- ✓ Pouvoir de modélisation très large
- ✗ Extrêmement sensible au modèle utilisé
- ✗ Extrêmement sensible à la définition de la fonction de récompense
  - Problèmes très difficile à résoudre sans approximations
  - Multiplication de modèles spécifiques plus faciles à résoudre
  - Prendre en compte la spécificité du problème dans la modélisation est indispensable

# Conclusion

- ✓ Abandon des concepts d'intentions, engagements. On ne raisonne que sur la valeur.
- ✓ Meilleur précision sur l'optimalité de la planification
- ✓ Pouvoir de modélisation très large
- ✗ Extrêmement sensible au modèle utilisé
- ✗ Extrêmement sensible à la définition de la fonction de récompense
- ✗ Problèmes très difficile à résoudre sans approximations
  - ↳ Multiplication de modèles spécifiques plus faciles à résoudre
  - ↳ Prendre en compte la spécificité du problème dans la modélisation est indispensable

# Conclusion

- ✓ Abandon des concepts d'intentions, engagements. On ne raisonne que sur la valeur.
- ✓ Meilleur précision sur l'optimalité de la planification
- ✓ Pouvoir de modélisation très large
- ✗ Extrêmement sensible au modèle utilisé
- ✗ Extrêmement sensible à la définition de la fonction de récompense
- ✗ Problèmes très difficile à résoudre sans approximations
- ✗ Multiplication de modèles spécifiques plus faciles à résoudre
- ➡ Prendre en compte la spécificité du problème dans la modélisation est indispensable

# Conclusion

- ✓ Abandon des concepts d'intentions, engagements. On ne raisonne que sur la valeur.
- ✓ Meilleur précision sur l'optimalité de la planification
- ✓ Pouvoir de modélisation très large
- ✗ Extrêmement sensible au modèle utilisé
- ✗ Extrêmement sensible à la définition de la fonction de récompense
- ✗ Problèmes très difficile à résoudre sans approximations
- ✗ Multiplication de modèles spécifiques plus faciles à résoudre
- ➡ Prendre en compte la spécificité du problème dans la modélisation est indispensable

# Conclusion

- ✓ Abandon des concepts d'intentions, engagements. On ne raisonne que sur la valeur.
- ✓ Meilleur précision sur l'optimalité de la planification
- ✓ Pouvoir de modélisation très large
- ✗ Extrêmement sensible au modèle utilisé
- ✗ Extrêmement sensible à la définition de la fonction de récompense
- ✗ Problèmes très difficile à résoudre sans approximations
- ✗ Multiplication de modèles spécifiques plus faciles à résoudre

→ Prendre en compte la spécificité du problème dans la modélisation est indispensable

# Conclusion

- ✓ Abandon des concepts d'intentions, engagements. On ne raisonne que sur la valeur.
- ✓ Meilleur précision sur l'optimalité de la planification
- ✓ Pouvoir de modélisation très large
- ✗ Extrêmement sensible au modèle utilisé
- ✗ Extrêmement sensible à la définition de la fonction de récompense
- ✗ Problèmes très difficile à résoudre sans approximations
- ✗ Multiplication de modèles spécifiques plus faciles à résoudre
- ➡ Prendre en compte la spécificité du problème dans la modélisation est indispensable

# Questions

*Merci de votre attention*

???



# Bibliography

Articles comme premier auteur



Camille Besse and Brahim Chaib-draa.

An Efficient Model for Dynamic and Constrained Resource Allocation Problems.

In Proc. of the 2nd Inter. Workshop on Constraint Satisfaction Techniques for Planning and Scheduling Problems, September 2007.



Camille Besse and Brahim Chaib-draa.

Parallel Rollout for Online Solution of Dec-POMDP.

In Proc. of 21st Inter. FLAIRS Conf., May 2008.



Camille Besse and Brahim Chaib-draa.

Quasi-Deterministic Partially Observable Markov Decision Processes.

In Proc. of 16th Inter. Conf. On Neural Information Processing, pages 237–246, December 2009.



Camille Besse and Brahim Chaib-draa.

Quasi-Deterministic POMDPs and Dec-POMDPs.

In Proc. of 9th Inter. Conf. On Autonomous Agents and MultiAgent Systems (Extended Abstract), May 2010.



Camille Besse and Brahim Chaib-draa.

Quasi-Deterministic POMDPs and Dec-POMDPs.

In Proc. of 5th Inter. Workshop On Multiagent Sequential Decision Making in Uncertain Domains, May 2010.



Camille Besse, Pierrick Plamondon, and Brahim Chaib-draa.

R-FRTDP. A Real-Time DP Algorithm with Tight Bounds for a Stochastic Resource Allocation Problem.

In Proc. of the 20th Canadian Conf. on Artificial Intelligence, May 2007.

# Bibliography

Articles comme second auteur



Patrick Dallaire, Camille Besse, and Brahim Chaib-draa.

**Learning Gaussian Process Models from Uncertain Data.**

In *Proc. of 16th Inter. Conf. On Neural Information Processing*, pages 433–440, December 2009.



Patrick Dallaire, Camille Besse, and Brahim Chaib-draa.

**Approximate Inference of Latent Functions from Uncertain Data with Gaussian Processes.**

*Neurocomputing*, page To appear, 201X.



Patrick Dallaire, Camille Besse, Stéphane Ross, and Brahim Chaib-draa.

**Bayesian Reinforcement Learning in POMDPs with Gaussian Processes.**

In *Proc. of the Inter. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2009.



Jean-Samuel Marier, Camille Besse, and Brahim Chaib-draa.

**A Markov Model for Multiagent Patrolling in Continuous Time.**

In *Proc. of 16th Inter. Conf. On Neural Information Processing*, pages 648–656, December 2009.



Jean-Samuel Marier, Camille Besse, and Brahim Chaib-draa.

**Solving the Continuous Time Multiagent Patrol Problem.**

In *Proc. of 2010 IEEE Inter. Conf. on Robotics and Automation*, 2010.