



Percevoir pour planifier et planifier pour percevoir:

intégration fine et duale de sources d'information imprécises
et de décisions séquentielles dans l'incertain.

Nicolas Drougard

Doctorant 3ème année ONERA, Département DCSD

Directeurs de thèse: Didier Dubois, Florent Teichtel-Königsbuch

Encadrant ONERA: Jean-Loup Farges



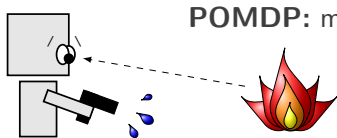
retour sur innovation

- 1 Contexte et problématique
- 2 Objectifs de la thèse
- 3 Démarche et résultats
- 4 Conclusions/Perspectives
- 5 Production scientifique

- 1 Contexte et problématique
- 2 Objectifs de la thèse
- 3 Démarche et résultats
- 4 Conclusions/Perspectives
- 5 Production scientifique

Contexte et problématique

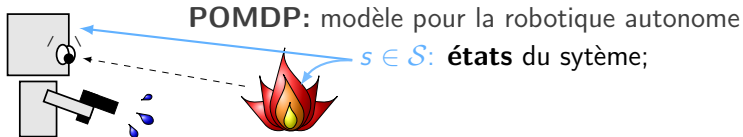
Processus Decisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



POMDP: modèle pour la robotique autonome

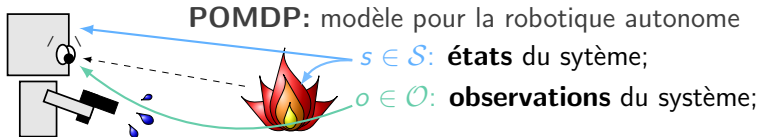
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



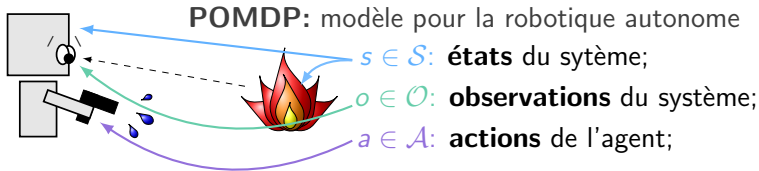
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



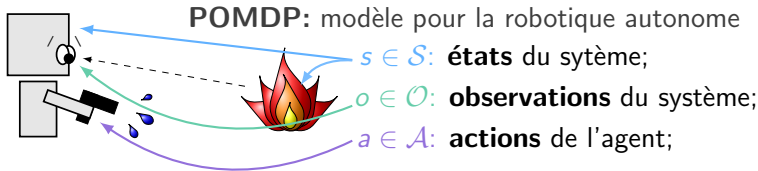
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



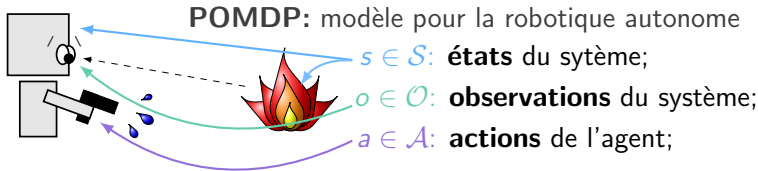
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



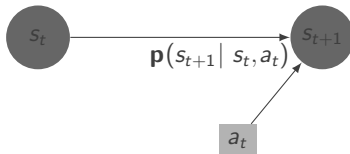
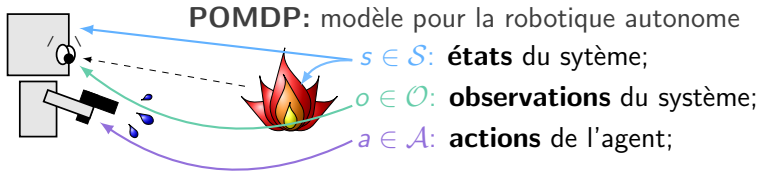
Contexte et problématique

Processus Decisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



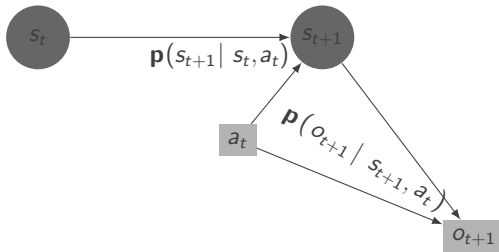
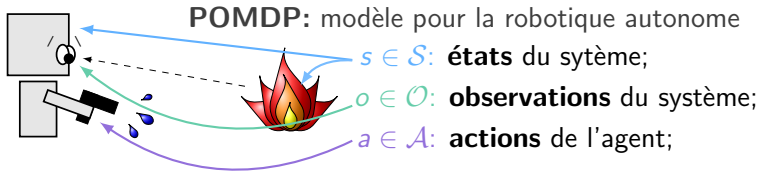
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



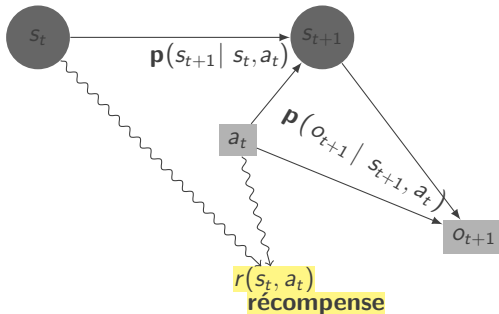
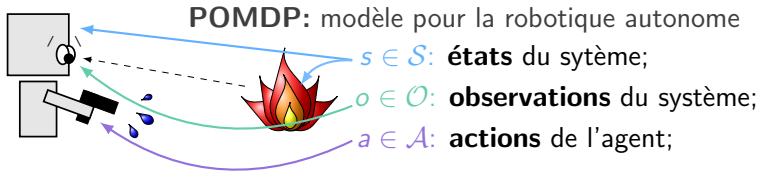
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



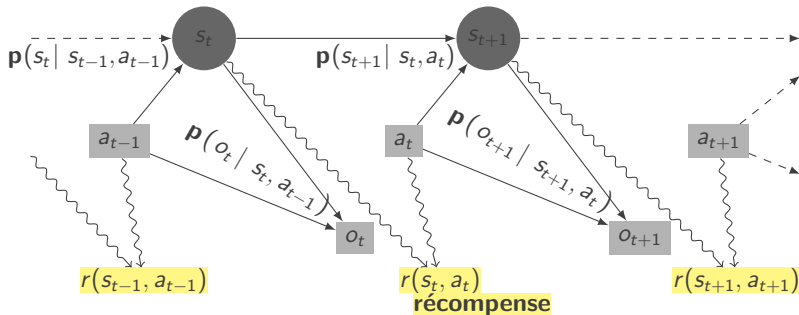
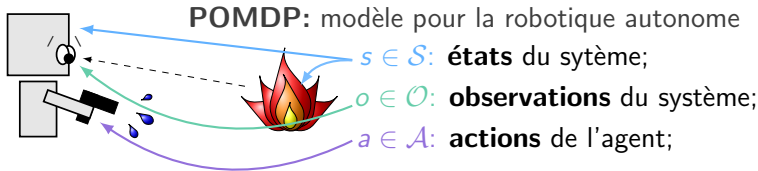
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



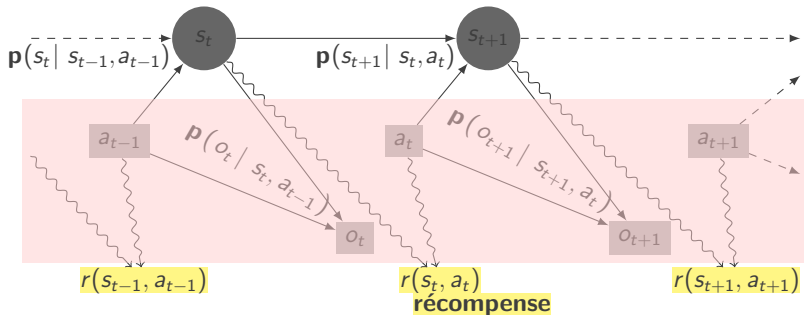
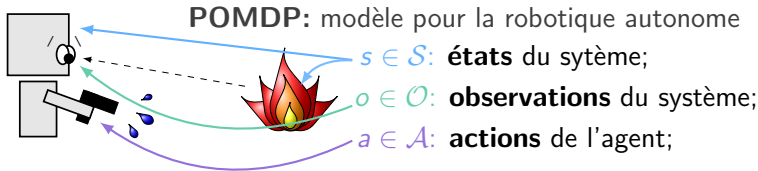
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



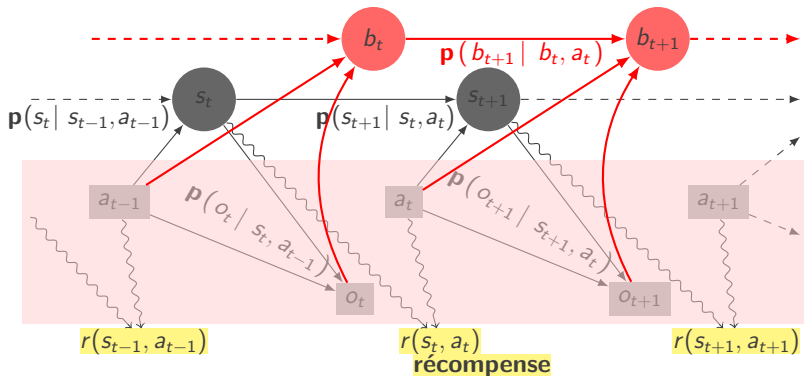
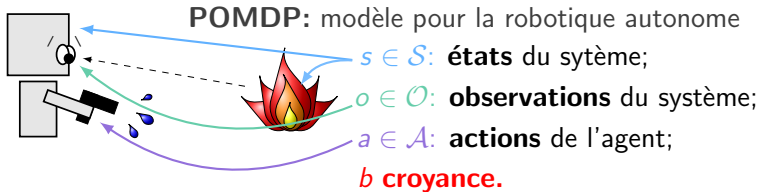
Contexte et problématique

Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



Contexte et problématique

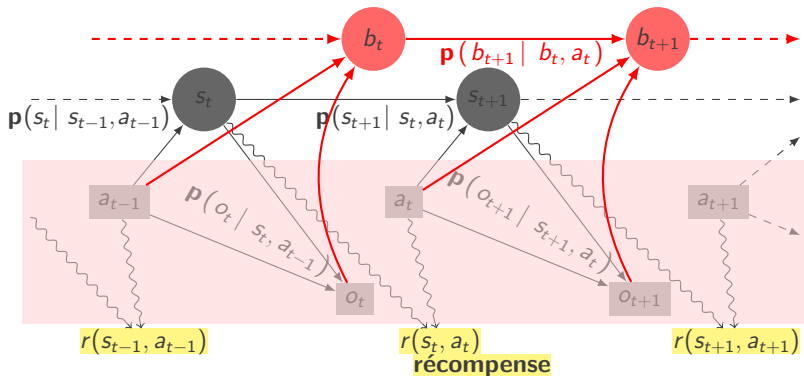
Processus Décisionnels Markoviens Partiellement Observables (POMDPs)



Contexte et problématique

Règle de Bayes, Politique, Critère.

$$b_{t+1}(s') = \text{nextBelief}(b_t, a, \tilde{o}) = \frac{p(\tilde{o}|s', a) \cdot \sum_s p(s'|s, a) b_t(s)}{\sum_{\underline{s}, \bar{s}} p(\tilde{o}|\bar{s}, a) \cdot p(\bar{s}|\underline{s}, a) b_t(\underline{s})}$$



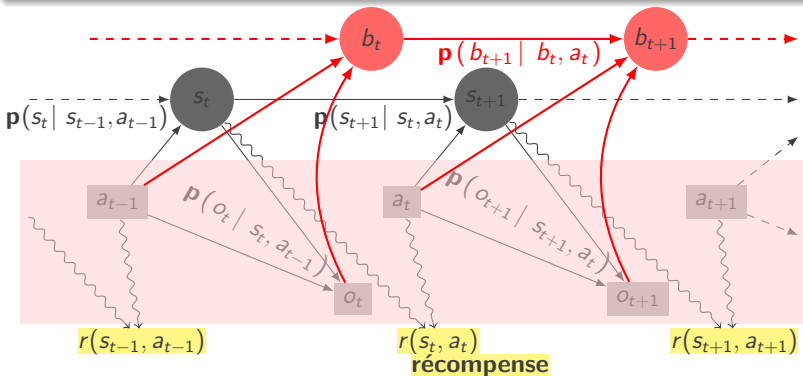
Contexte et problématique

Règle de Bayes, Politique, Critère.

$$b_{t+1}(s') = \text{nextBelief}(b_t, a, \tilde{o}) = \frac{p(\tilde{o}|s', a) \cdot \sum_s p(s'|s, a) b_t(s)}{\sum_{\underline{s}, \bar{s}} p(\tilde{o}|\bar{s}, a) \cdot p(\bar{s}|\underline{s}, a) b_t(\underline{s})}$$

Choix des actions: politique $d_t^*(b) = a_t \in \mathcal{A}$

maximisant $\mathbb{E}[\sum_{t=0}^{+\infty} \gamma^t r(s_t, d_t(b_t)) | b_0], 0 < \gamma < 1.$



- 1 Contexte et problématique
- 2 Objectifs de la thèse
- 3 Démarche et résultats
- 4 Conclusions/Perspectives
- 5 Production scientifique

Objectifs de la thèse

Problèmes pratiques: Résolution, Vision et Croyance initiale.

- **Calcul d'une politique = PSPACE complet:**

Objectifs de la thèse

Problèmes pratiques: Résolution, Vision et Croyance initiale.

■ Calcul d'une politique = PSPACE complet:

- optimalité pour les problèmes “petits” ou “structurés”;
- résolution approchée (optimalité non garantie).

Objectifs de la thèse

Problèmes pratiques: Résolution, Vision et Croyance initiale.

■ Calcul d'une politique = PSPACE complet:

- optimalité pour les problèmes "petits" ou "structurés";
- résolution approchée (optimalité non garantie).

■ Vision artificielle, apprentissage statistique: $p(o' | s', a)$



Objectifs de la thèse

Problèmes pratiques: Résolution, Vision et Croyance initiale.

■ Calcul d'une politique = PSPACE complet:

- optimalité pour les problèmes “petits” ou “structurés”;
- résolution approchée (optimalité non garantie).

■ Vision artificielle, apprentissage statistique: $p(o' | s', a)$

- grande variabilité d'images? \Rightarrow classifieur dur à extraire;
- plus d'observations? \Rightarrow POMDP plus complexe.



Objectifs de la thèse

Problèmes pratiques: Résolution, Vision et Croyance initiale.

■ Calcul d'une politique = PSPACE complet:

- optimalité pour les problèmes "petits" ou "structurés";
- résolution approchée (optimalité non garantie).

■ Vision artificielle, apprentissage statistique: $p(o' | s', a)$

- grande variabilité d'images? \Rightarrow classifieur dur à extraire;
- plus d'observations? \Rightarrow POMDP plus complexe.



■ croyance initiale b_0 (*a priori* sur l'état du système).

Objectifs de la thèse

Problèmes pratiques: Résolution, Vision et Croyance initiale.

■ Calcul d'une politique = PSPACE complet:

- optimalité pour les problèmes "petits" ou "structurés";
- résolution approchée (optimalité non garantie).

■ Vision artificielle, apprentissage statistique: $p(o' | s', a)$

- grande variabilité d'images? \Rightarrow classifieur dur à extraire;
- plus d'observations? \Rightarrow POMDP plus complexe.



■ croyance initiale b_0 (*a priori* sur l'état du système).

uniforme = subjectif, mélangé à des fréquences!

Objectifs de la thèse

Problèmes pratiques: Résolution, Vision et Croyance initiale.

■ Calcul d'une politique = PSPACE complet:

- optimalité pour les problèmes "petits" ou "structurés";
- résolution approchée (optimalité non garantie).

■ Vision artificielle, apprentissage statistique: $p(o' | s', a)$

- grande variabilité d'images? \Rightarrow classifieur dur à extraire;
- plus d'observations? \Rightarrow POMDP plus complexe.



■ croyance initiale b_0 (*a priori* sur l'état du système).

uniforme = subjectif, mélangé à des fréquences!

Théorie des Possibilités Qualitatives:

- simplification, modélisation de la méconnaissance.

- 1 Contexte et problématique
- 2 Objectifs de la thèse
- 3 Démarche et résultats**
- 4 Conclusions/Perspectives
- 5 Production scientifique

\mathcal{L} échelle finie, ex: $\{0, \frac{1}{n}, \frac{2}{n}, \dots, 1\}$.

événements $e \subset \Omega$ (univers des possibles)

classés à l'aide de **degrés** de possibilité $\pi(e) \in \mathcal{L}$,

\neq

quantifiés avec des **fréquences** $\mathbf{p}(e) \in [0, 1]$ (probabilités).

\mathcal{L} échelle finie, ex: $\{0, \frac{1}{n}, \frac{2}{n}, \dots, 1\}$.

événements $e \subset \Omega$ (univers des possibles)

classés à l'aide de **degrés** de possibilité $\pi(e) \in \mathcal{L}$,

\neq

quantifiés avec des **fréquences** $p(e) \in [0, 1]$ (probabilités).

$e_1 \neq e_2$, deux évènements $\subset \Omega$

■ $\pi(e_1) \leq \pi(e_2) \Leftrightarrow$ “ e_1 est moins plausible que e_2 ”;

Théorie des Possibilités Qualitatives

\mathcal{L} échelle finie, ex: $\{0, \frac{1}{n}, \frac{2}{n}, \dots, 1\}$.

événements $e \subset \Omega$ (univers des possibles)

classés à l'aide de **degrés** de possibilité $\pi(e) \in \mathcal{L}$,

\neq

quantifiés avec des **fréquences** $\mathbf{p}(e) \in [0, 1]$ (probabilités).

$e_1 \neq e_2$, deux évènements $\subset \Omega$

■ $\pi(e_1) \leq \pi(e_2) \Leftrightarrow$ “ e_1 est moins plausible que e_2 ”;

Probabilités (\mathbb{P}) / **Possibilités (Π):**

e_1 ou e_2	$\mathbf{p}(e_1) + \mathbf{p}(e_2 \cap \overline{e_1})$	$\max \{ \pi(e_1), \pi(e_2) \}$
e_1 et e_2	$\mathbf{p}(e_1) \cdot \mathbf{p}(e_2 \mid e_1)$	$\min \{ \pi(e_1), \pi(e_2 \mid e_1) \}$

Modèles possibilistes:

π -MOMDPs et Horizon Infini

POMDPs possibilistes (π -POMDPs): *Sabbadin 98*.

- espace des croyances fini $\#\mathcal{B} = \#\mathcal{L}^{\#S} - (\#\mathcal{L} - 1)^{\#S}$

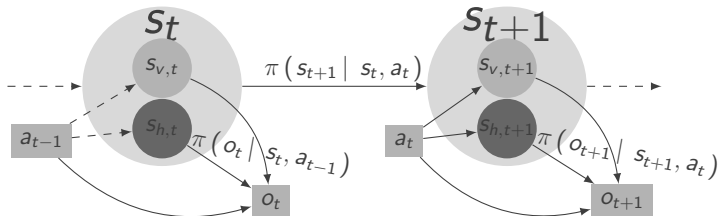
Modèles possibilistes:

π -MOMDPs et Horizon Infini

POMDPs possibilistes (π -POMDPs): *Sabbadin 98*.

- espace des croyances fini $\#\mathcal{B} = \#\mathcal{L}^{\#S} - (\#\mathcal{L} - 1)^{\#S}$

contributions (UAI13):



Observabilité mixte: état du système $s \in \mathcal{S} = \mathcal{S}_v \times \mathcal{S}_h$
i.e. état s = composante visible s_v & composante cachée s_h .

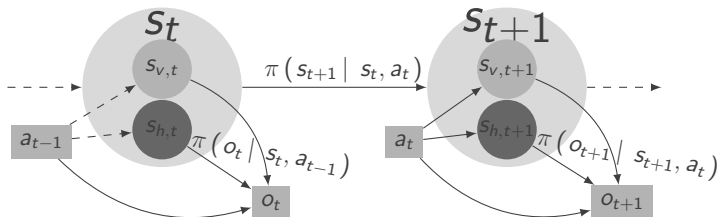
Modèles possibilistes:

π -MOMDPs et Horizon Infini

POMDPs possibilistes (π -POMDPs): *Sabbadin 98*.

- espace des croyances fini $\#\mathcal{B} = \#\mathcal{L}^{\#S} - (\#\mathcal{L} - 1)^{\#S}$

contributions (UAI13):



Observabilité mixte: état du système $s \in \mathcal{S} = \mathcal{S}_v \times \mathcal{S}_h$

i.e. état s = composante visible s_v & composante cachée s_h .

- croyance uniquement sur \mathcal{S}_h (composante s_v observée),
- calculs sur $\mathcal{S}_v \times \mathcal{B}_h$ de taille $\#\mathcal{S}_v \times (\#\mathcal{L}^{\#S_h} - (\#\mathcal{L} - 1)^{\#S_h})$

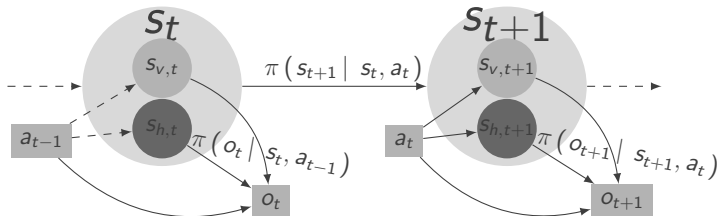
Modèles possibilistes:

π -MOMDPs et Horizon Infini

POMDPs possibilistes (π -POMDPs): *Sabbadin 98*.

- espace des croyances fini $\#\mathcal{B} = \#\mathcal{L}^{\#S} - (\#\mathcal{L} - 1)^{\#S}$

contributions (UAI13):



Observabilité mixte: état du système $s \in \mathcal{S} = \mathcal{S}_v \times \mathcal{S}_h$

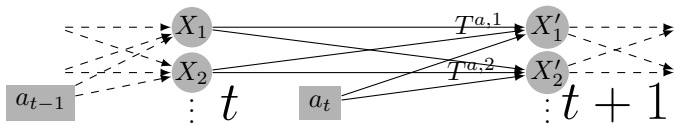
i.e. état s = composante visible s_v & composante cachée s_h .

- croyance uniquement sur \mathcal{S}_h (composante s_v observée),
- calculs sur $\mathcal{S}_v \times \mathcal{B}_h$ de taille $\#\mathcal{S}_v \times (\#\mathcal{L}^{\#S_h} - (\#\mathcal{L} - 1)^{\#S_h})$

Résolution en horizon infini

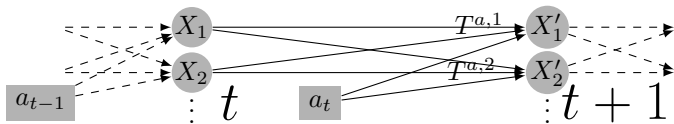
contribution (AAAI14): π -MOMDP factorisés

\Leftrightarrow espace d'états $\mathcal{S}_v \times \mathcal{B}_h =$ variables booléennes (X_1, \dots, X_n)
+ hypothèses d'indépendances \Leftarrow modèle graphique.



contribution (AAAI14): π -MOMDP factorisés

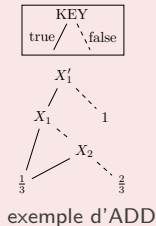
\Leftrightarrow espace d'états $\mathcal{S}_v \times \mathcal{B}_h =$ variables booléennes (X_1, \dots, X_n)
+ hypothèses d'indépendances \Leftarrow modèle graphique.



■ fonctions de transition

$$T_i^a = \pi(X'_i \mid \text{parents}(X_i), a)$$

représenté par des **Diagrammes de Décision Algébriques (ADD)**.
(SPUDD – Hoey et al., UAI-99).



Solver π -MOMDP résultant: PPUDD

- modèle probabiliste: $+$ et $\times \Rightarrow$ nouvelles valeurs créées, nombre de feuilles des **ADDs potentiellement énorme**.
- modèle possibiliste: min et max \Rightarrow valeurs $\in \mathcal{L}$ fini, nombre de feuilles borné, **ADDs plus petits**.

Solver π -MOMDP résultant: PPUDD

- modèle probabiliste: $+$ et $\times \Rightarrow$ nouvelles valeurs créées, nombre de feuilles des **ADDs potentiellement énorme**.
- modèle possibiliste: \min et $\max \Rightarrow$ valeurs $\in \mathcal{L}$ fini, nombre de feuilles borné, **ADDs plus petits**.

PPUDD: Possibilistic Planning Using Decision Diagrams

```
1  $V^* \leftarrow 0$  ;  $V^c \leftarrow \mu$  ;  $\delta \leftarrow \bar{a}$  ;  
2 while  $V^* \neq V^c$  do  
3    $V^* \leftarrow V^c$  ;  
4   for  $a \in \mathcal{A}$  do  
5      $q^a \leftarrow$  swap each  $X_i$  variable in  $V^*$  with  $X'_i$  ;  
6     for  $1 \leq i \leq n$  do  
7        $q^a \leftarrow \min \{ q^a, \pi(X'_i \mid \text{parents}(X'_i), a) \}$  ;  
8        $q^a \leftarrow \max_{X'_i} q^a$  ;  
9      $V^c \leftarrow \max \{ q^a, V^c \}$  ;  
10    update  $\delta$  to  $a$  where  $q^a = V^c$  and  $V^c > V^*$  ;  
11 return  $(V^*, \delta)$  ;
```

implémentation avec *CU Decision Diagram Package*;

Solver π -MOMDP résultant: PPUDD

- modèle probabiliste: $+$ et $\times \Rightarrow$ nouvelles valeurs créées, nombre de feuilles des **ADDs potentiellement énorme**.
- modèle possibiliste: \min et $\max \Rightarrow$ valeurs $\in \mathcal{L}$ fini, nombre de feuilles borné, **ADDs plus petits**.

PPUDD: Possibilistic Planning Using Decision Diagrams

```
1  $V^* \leftarrow 0$  ;  $V^c \leftarrow \mu$  ;  $\delta \leftarrow \bar{a}$  ;  
2 while  $V^* \neq V^c$  do  
3    $V^* \leftarrow V^c$  ;  
4   for  $a \in \mathcal{A}$  do  
5      $q^a \leftarrow$  swap each  $X_i$  variable in  $V^*$  with  $X'_i$  ;  
6     for  $1 \leq i \leq n$  do  
7        $q^a \leftarrow \min \{ q^a, \pi(X'_i \mid \text{parents}(X'_i), a) \}$  ;  
8        $q^a \leftarrow \max_{X'_i} q^a$  ;  
9      $V^c \leftarrow \max \{ q^a, V^c \}$  ;  
10    update  $\delta$  to  $a$  where  $q^a = V^c$  and  $V^c > V^*$  ;  
11 return  $(V^*, \delta)$  ;
```

factorisation

\Rightarrow programmation dynamique

implémentation avec *CU Decision Diagram Package*;

Solver π -MOMDP résultant: PPUDD

- modèle probabiliste: $+$ et $\times \Rightarrow$ nouvelles valeurs créées, nombre de feuilles des **ADDs potentiellement énorme**.
- modèle possibiliste: \min et $\max \Rightarrow$ valeurs $\in \mathcal{L}$ fini, nombre de feuilles borné, **ADDs plus petits**.

PPUDD: Possibilistic Planning Using Decision Diagrams

```
1  $V^* \leftarrow 0$  ;  $V^c \leftarrow \mu$  ;  $\delta \leftarrow \bar{a}$  ;  
2 while  $V^* \neq V^c$  do ← factorisation  
3    $V^* \leftarrow V^c$  ;  
4   for  $a \in \mathcal{A}$  do ⇒ programmation dynamique  
5      $q^a \leftarrow$  swap each  $X_i$  variable in  $V^*$  with  $X'_i$  ;  
6     for  $1 \leq i \leq n$  do ← décomposée en  $n$  étapes  
7        $q^a \leftarrow \min \{ q^a, \pi(X'_i \mid \text{parents}(X'_i), a) \}$  ;  
8        $q^a \leftarrow \max_{X'_i} q^a$  ;  
9        $V^c \leftarrow \max \{ q^a, V^c \}$  ;  
10      update  $\delta$  to  $a$  where  $q^a = V^c$  and  $V^c > V^*$  ;  
11 return  $(V^*, \delta)$  ;
```

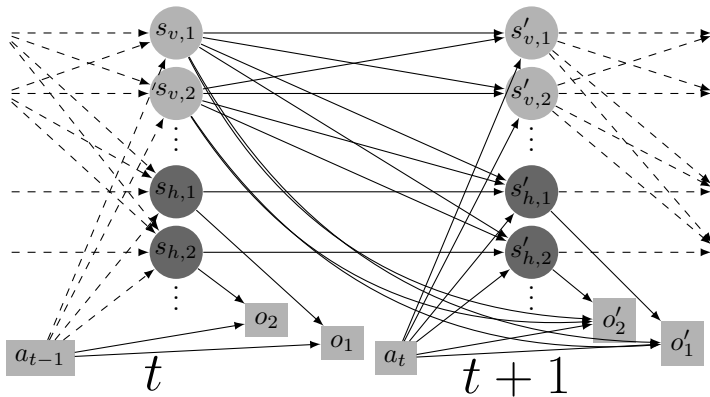
ADDs manipulés plus petits
→ **accélère le calcul.**

implémentation avec *CU Decision Diagram Package*;

Factorisation naturelle: Indépendance des Croyances.

contribution (AAAI14): π -MOMDP respectant les hypothèses d'indépendances du modèle graphique:

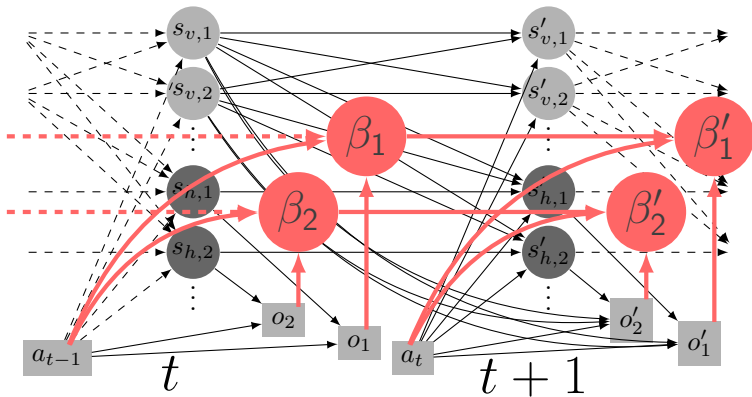
$\Rightarrow (s_v, \beta) = (s_{v,1}, \dots, s_{v,m}, \beta_1, \dots, \beta_l)$, β_i croyance sur $s_{h,i}$.



Factorisation naturelle: Indépendance des Croyances.

contribution (AAAI14): π -MOMDP respectant les hypothèses d'indépendances du modèle graphique:

$\Rightarrow (s_v, \beta) = (s_{v,1}, \dots, s_{v,m}, \beta_1, \dots, \beta_l)$, β_i croyance sur $s_{h,i}$.

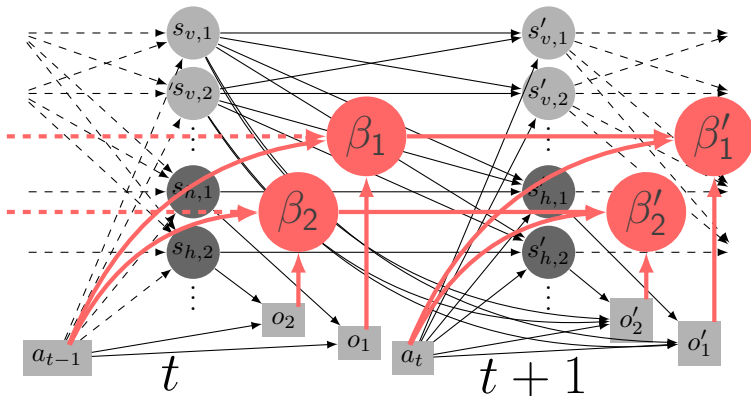


Factorisation naturelle: Indépendance des Croyances.

contribution (AAAI14): π -MOMDP respectant les hypothèses d'indépendances du modèle graphique:

$\Rightarrow (s_v, \beta) = (s_{v,1}, \dots, s_{v,m}, \beta_1, \dots, \beta_l)$, β_i croyance sur $s_{h,i}$.

hypothèses: capteurs, états cachés indépendants...



Expérimentations: problème 1 – agent = robot.

PPUDD vs SPUDD (*Hoey et al.*)

Navigation benchmark: atteindre but; risque de disparaître.

2 traductions possibilistes: M1 (optimiste) et M2 (pessimiste).

Expérimentations: problème 1 – agent = robot.

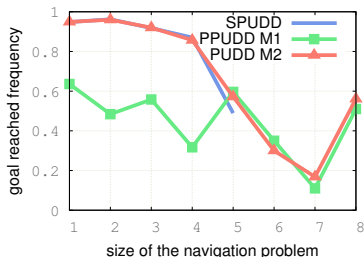
PPUDD vs SPUDD (*Hoey et al.*)

Navigation benchmark: atteindre but; risque de disparaître.

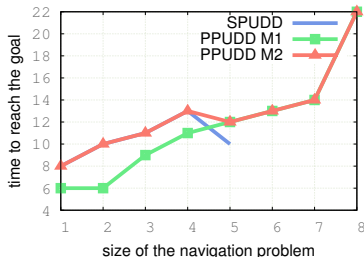
2 traductions possibilistes: M1 (optimiste) et M2 (pessimiste).

Performances, fonction de la taille du problème

fréquence de succès

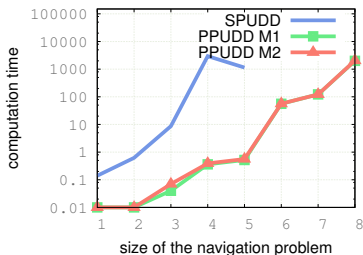


temps de déplacement

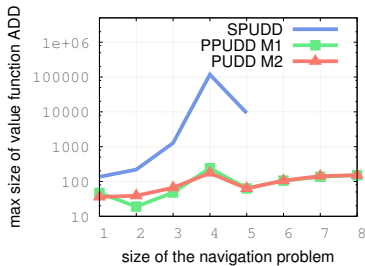


Expérimentations: problème 1 – agent = robot.

temps de calcul



taille max des ADDs



- PPUDD + M2 (traduction pessimiste) **plus rapide et mêmes performances** que SPUDD;
- SPUDD ne résout que les 5 premières instances;
- intuition vérifiée: ADDs plus petits.

Expérimentations: problème 2 – agent = robot.

PPUDD vs APPL (*Kurniawati et al.*, solver MOMDP);
symbolic HSVI (*Sim et al.*, solver POMDP).

RockSample benchmark: doit reconnaître pierres à sampler;

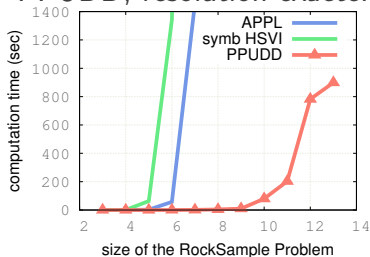
Expérimentations: problème 2 – agent = robot.

PPUDD vs APPL (*Kurniawati et al.*, solver MOMDP);
symbolic HSVI (*Sim et al.*, solver POMDP).

RockSample benchmark: doit reconnaître pierres à sampler;

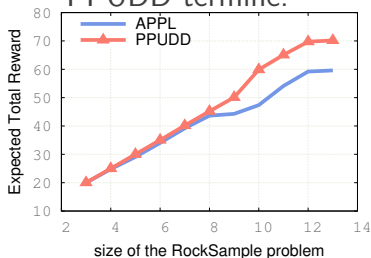
temps de calcul:

solvers probabilistes, prec. 1;
PPUDD, résolution exacte.



récompense moyenne

APPL arrêté lorsque
PPUDD terminé.



- **modèle approché + algorithme de résolution exacte**
→ bénéfique en temps de calculs et performances.

IPPC 2014 – MDP track. Approches symboliques: PPUDD vs symbolic LRTDP (*Bonet et al.*)

PPUDD + masque BDD sur les états atteignables.

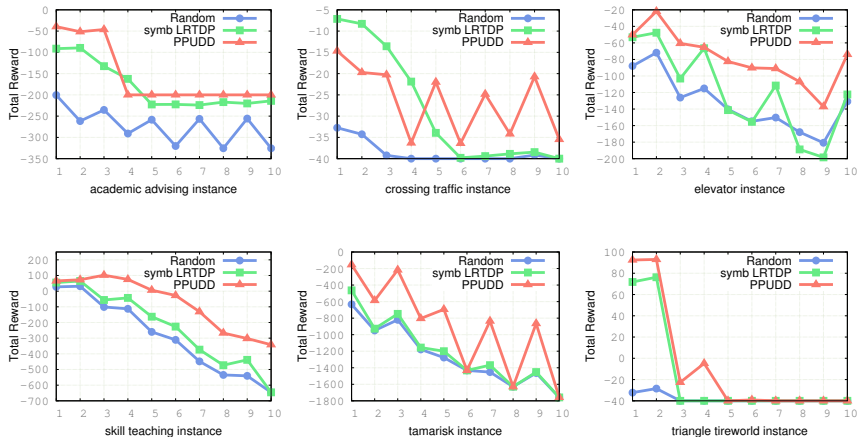


Figure : moyenne des récompenses sur les simulations.

- 1 Contexte et problématique
- 2 Objectifs de la thèse
- 3 Démarche et résultats
- 4 Conclusions/Perspectives**
- 5 Production scientifique

Conclusions/Perspectives

vers un POMDP hybride

- Possibilités:
- bonne discrétisation des croyances,
 - simplification efficace du problème (PPUDD $2\times$ meilleur que LRTDP avec ADDs);

Conclusions/Perspectives

vers un POMDP hybride

Possibilités: • bonne discrétisation des croyances,
• simplification efficace du problème
(PPUDD $2\times$ meilleur que LRTDP avec ADDs);

version avec croyances atteignables stockées dans un ADD:
benchmarks du track PO, choix critères qualitatifs.

methodes symboliques \prec d'exploration de l'espace d'états
(gagnants d'IPPC 2014, PROST et GOURMAND)

Conclusions/Perspectives

vers un POMDP hybride

Possibilités: ● bonne discrétisation des croyances,
● simplification efficace du problème
(PPUDD $2\times$ meilleur que LRTDP avec ADDs);

version avec croyances atteignables stockées dans un ADD:
benchmarks du track PO, choix critères qualitatifs.

methodes symboliques \prec d'exploration de l'espace d'états
(gagnants d'IPPC 2014, PROST et GOURMAND)

POMDP \rightarrow POMDP à croyances possibilistes

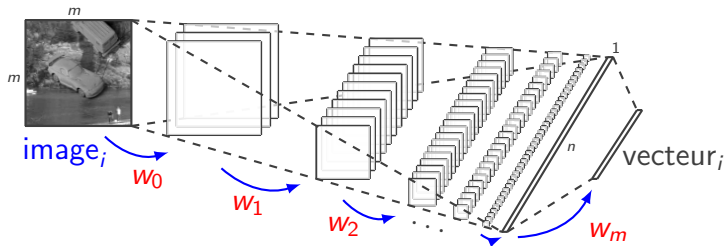
- fonctions de transition probabilistes précalculées;
- factorisation aux hypothèses moins fortes;
- aggrégation des récompenses: intégrale de Choquet;
- résolution avec solver MDP (PROST).

Vision et Réseaux Convolutionnels (LeCun): Torch7 et NORB dataset

- apprentissage – entraînement de l'algorithme de vision:

input = (image_{*i*}, étiquette_{*i*}), $1 \leq i \leq N \sim 10^5$ (dataset);

output = $W = (w_0, w_1, \dots, w_m)$, paramètres appris.

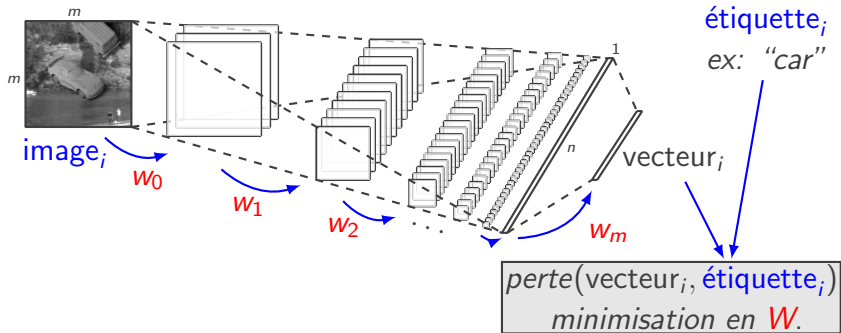


Vision et Réseaux Convolutionnels (LeCun): Torch7 et NORB dataset

- apprentissage – entraînement de l'algorithme de vision:

input = (image_{*i*}, étiquette_{*i*}), $1 \leq i \leq N \sim 10^5$ (dataset);

output = $W = (w_0, w_1, \dots, w_m)$, paramètres appris.

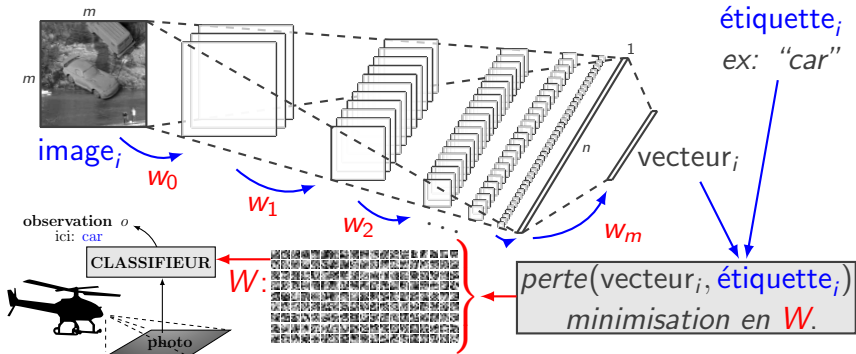


Vision et Réseaux Convolutionnels (LeCun): Torch7 et NORB dataset

- apprentissage – entraînement de l'algorithme de vision:

input = (image_{*i*}, étiquette_{*i*}), $1 \leq i \leq N \sim 10^5$ (dataset);

output = $W = (w_0, w_1, \dots, w_m)$, paramètres appris.

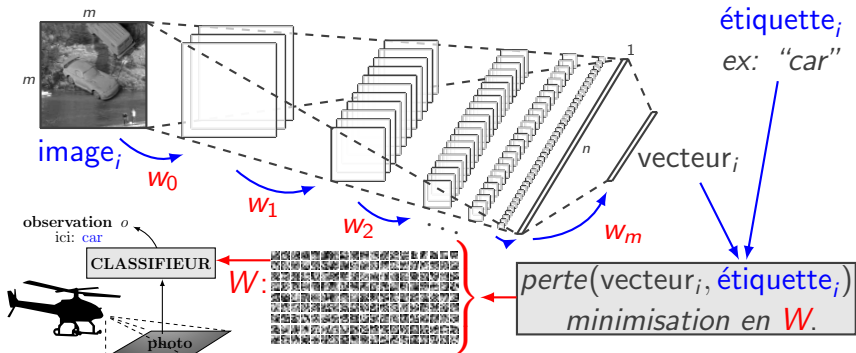


Vision et Réseaux Convolutionnels (LeCun): Torch7 et NORB dataset

■ apprentissage – entraînement de l'algorithme de vision:

input = (image_{*i*}, étiquette_{*i*}), $1 \leq i \leq N \sim 10^5$ (dataset);

output = $W = (w_0, w_1, \dots, w_m)$, paramètres appris.



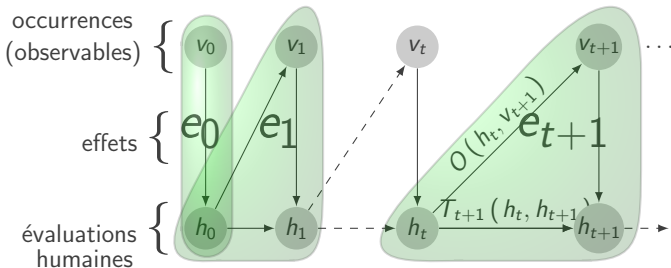
Implémenté avec Torch7 (lua,C)

Entraîné sur NORB dataset:



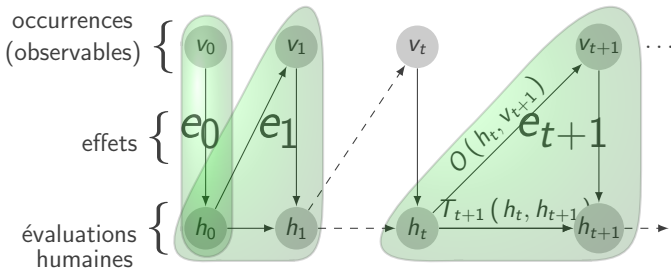
Processus π -MOMDPs, outils de diagnostic pour l'Interaction Homme-Machine (avec Sergio Pizziol)

- **occurrences:** états de la machine et actions humaines;
- **évaluation humaine** (de l'état de la machine);
- **effets:** transitions, classées par degrés de possibilité.



Processus π -MOMDPs, outils de diagnostic pour l'Interaction Homme-Machine (avec Sergio Pizziol)

- **occurrences:** états de la machine et actions humaines;
- **évaluation humaine** (de l'état de la machine);
- **effets:** transitions, classées par degrés de possibilité.



- **estimation** de l'état selon l'opérateur humain;
- **détection** des erreurs humaines d'évaluation de l'état;
- causes plausibles de ces erreurs (**diagnostique**).

- 1 Contexte et problématique
- 2 Objectifs de la thèse
- 3 Démarche et résultats
- 4 Conclusions/Perspectives
- 5 Production scientifique



Nicolas Drougard, Jean-Loup Farges,
Florent Teichteil-Königsbuch, Didier Dubois.
Processus Décisionnels de Markov Possibilistes à
Observabilité Mixte, JFPDA-13.



N.Drougard, J-L.Farges, F.Teichteil-K, D.Dubois.
Qualitative Possibilistic Mixed-Observable MDPs, UAI-13.



N.Drougard, F.Teichteil-K, J-L.Farges, D.Dubois.
Structured Possibilistic Planning using Decision Diagrams,
AAAI-14.



Sergio Pizziol, N.Drougard, Catherine Tessier, Frédéric
Dehais, J-L.Farges, D.Dubois.
A Possibilistic Estimation of Human Attentional Errors,
(en cours), Transactions on Fuzzy Sets.



N.Drougard, F.Teichteil-K, J-L.Farges, D.Dubois.
Hybrid POMDP, (en cours).



N.Drougard, F.Teichteil-K, J-L.Farges, D.Dubois.
Résumé des travaux sur les processus possibilistes, (en cours).

Questions ?