# Apprentissage évolutif de comportements éthiques

# Application aux Smart Grids

Rémy Chaput <sup>1</sup> Olivier Boissier <sup>2</sup> Mathieu Guillermin <sup>3</sup> Salima Hassas <sup>1</sup>

<sup>1</sup>LIRIS-CNRS Université de Lyon

<sup>2</sup>IMT, Mines Saint-Étienne, LaHC

<sup>3</sup>Lyon Catholic University

## Objectifs

Proposer un modèle d'apprentissage, permettant de :

- construire une représentation du monde à partir de mesures objectives et calculables
- apprendre un comportement compatible avec des valeurs humaines
- apprendre selon la contribution de chaque agent
- apprendre plusieurs valeurs éthiques en même temps

#### Introduction

- Croissance rapide de l'utilisation d'algorithmes ayant un impact potentiel sur les humains
- Ex : trading automatique, conduite assistée, allocation de ressources
- Gestion de l'énergie dans les Smart Grids
- Demande de plus en plus forte pour algorithmes exhibant un comportement éthique
- Impact de groupes de travaux
- IEEE Working Group P7000<sup>TM</sup>
- AI High-Level Expert Group de l'Union Européenne

#### Cas d'étude

- Ensemble d'agents
   producteurs-consommateurs
- Représentent un gestionnaire de l'énergie d'un bâtiment (Hôpital ou Habitation) relié à la grille
- Doivent maximiser leur confort tout en considérant l'intérêt de la grille
- Se répartissent une quantité d'énergie disponible au sein de la grille

# Approches

- Plusieurs agents apprenant en même temps; la récompense doit correspondre à leur contribution.
- $\rightarrow$  Multi-Agent Credit Assignment Problem
- $\rightarrow$  utilisation de Difference Rewards :  $DR_m = V(Action(i)|i \in Agents) V(Action(i)|i \in Agents \setminus \{m\})$
- Apprentissage de plusieurs valeurs ; sous-récompenses multiples associées.
- $\rightarrow Multi-Objective Rewards$
- $\rightarrow$  utilisation de *Multi-Objective Difference Rewards* [2] :

$$R_+ = \sum_{o \in O} p_o f_o$$

$$R_{\lambda} = \prod_{o \in O} f_o$$

- Perceptions et actions sont des vecteurs de réels; les agents doivent apprendre à discrétiser ces vecteurs pour apprendre une politique.
- → Continuous Reinforcement Learning
- $\to Q\text{-}Learning$  avec Cartes Auto-Organisatrices de Kohonen pour discrétiser les vecteurs (selon [1]).

#### Modèle

Utilisation de métriques objectives avec portée éthique (e.g. équité)

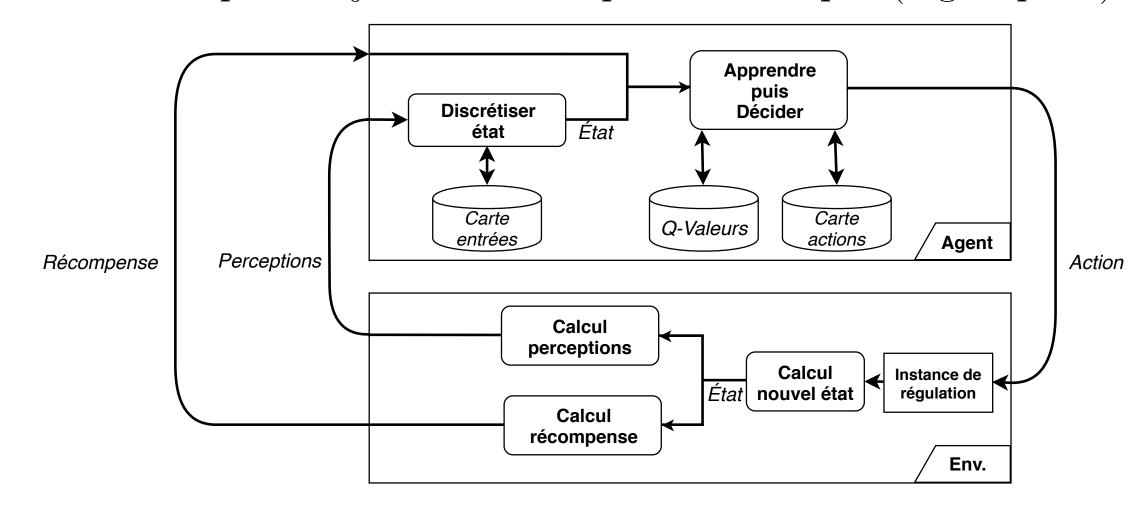


FIGURE 1 – Schéma du modèle d'apprentissage.

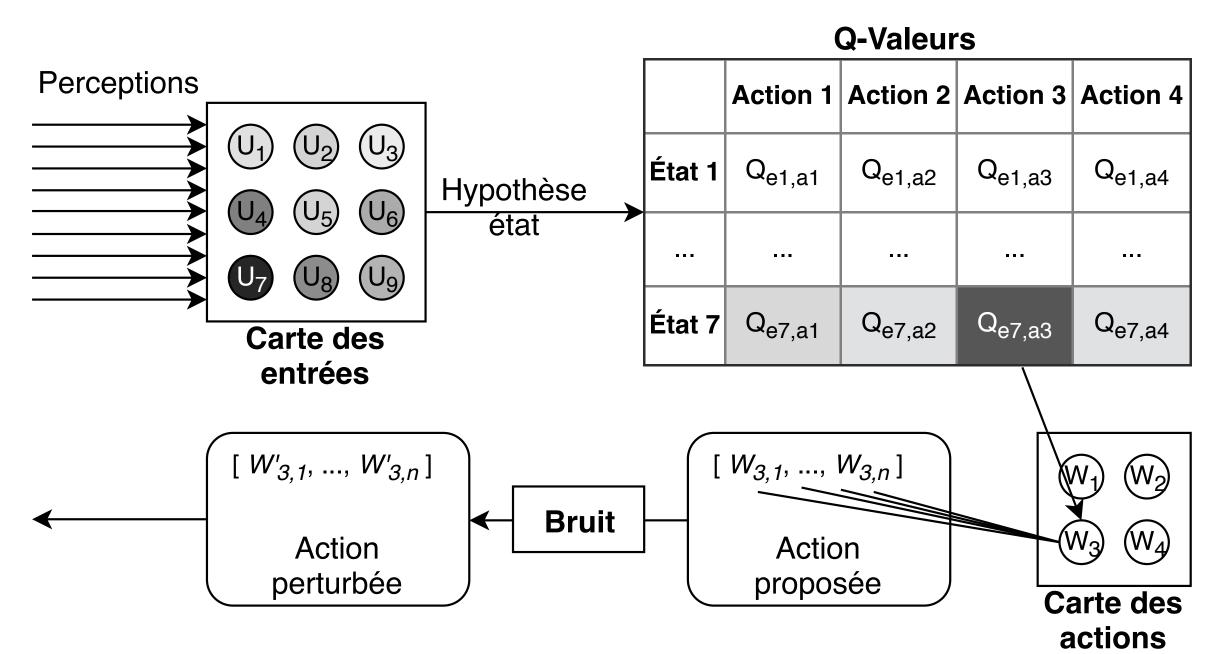


FIGURE 2 – Processus de décision détaillé.

## Résultats

	Aléatoire	Appr.
équité	0.76	0.99
équité 2	0.76	0.99
surconsommation	0.18	0.56
MO-produit	0.57	0.58
MO-somme	0.33	0.32
adaptabilité 1	0.46	0.52
adaptabilité 2	0.53	0.67
adaptabilité 3	0.59	0.72

TABLE 1 – Score moyen pour chaque fonction de récompense, avec et sans apprentissage.

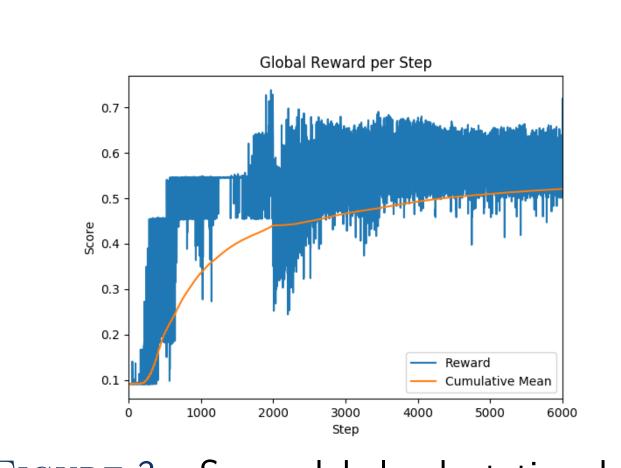


FIGURE 3 – Score global, adaptation des agents après changement de la récompense à t=2000.

#### Conclusion

- Proposition d'un modèle
   d'apprentissage basé sur des métriques objectives.
- Récompense multi-objectifs et adaptée à leur contribution.
- Comportements exhibent des valeurs humaines
- Création d'un simulateur multi-agent générique; instanciation sur le problème des Smart Grids.
- Avec certaines fonctions de récompense, **adaptation** à un changement de situation.

### Perspectives

- Améliorer la capacité d'adaptation
- Améliorer la discrétisation (topologie de l'espace d'entrée et exploration de l'espace des actions)

# Références

[1] A. J. Smith.

Applications of the self-organising map to reinforcement learning.

[2] L. M. Yliniemi and K. Tumer.

Multi-objective multiagent credit
assignment through difference rewards in
reinforcement learning.

#### Remerciements

Ce travail a été financé par la région Auvergne-Rhône-Alpes Pack Ambition Recherche dans le cadre du projet *Ethics.AI*.

# Contact

- remy.chaput@liris.cnrs.fr
- Projet Ethics. AI (Artificial constructivist agents that learn ETHICS in humAn-Involved co-construction)
- thicsai@liris.cnrs.fr







