

PRIA : Prédiction des Risques avec l'Intelligence Artificielle





Le projet



Notre architecture



SMA



AR (RL)

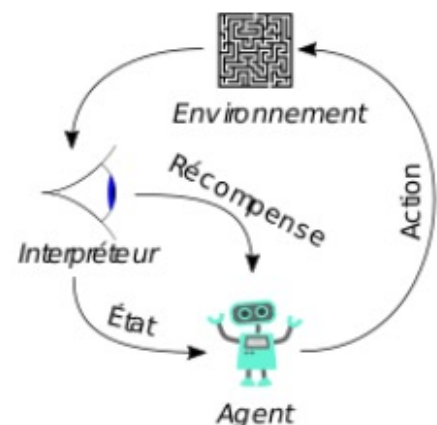


Conclusion et perspectives

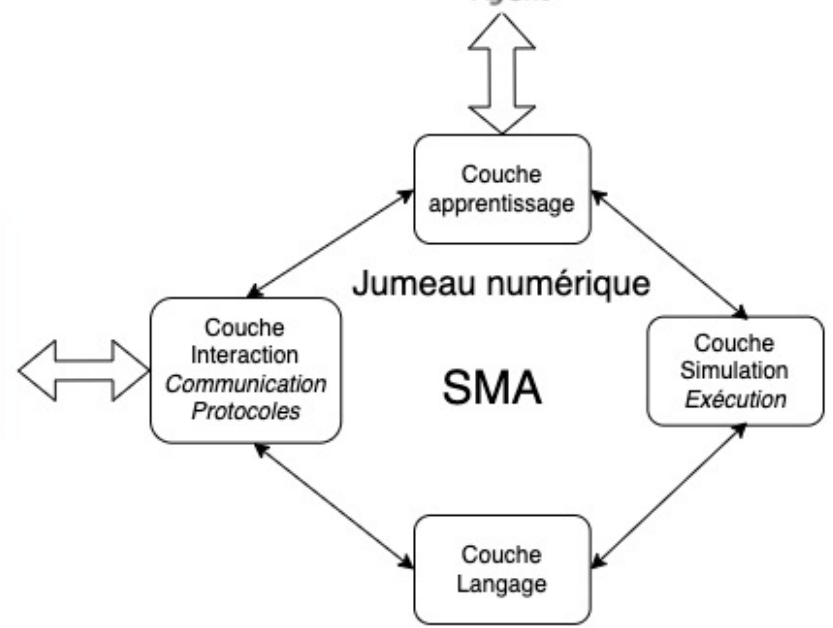
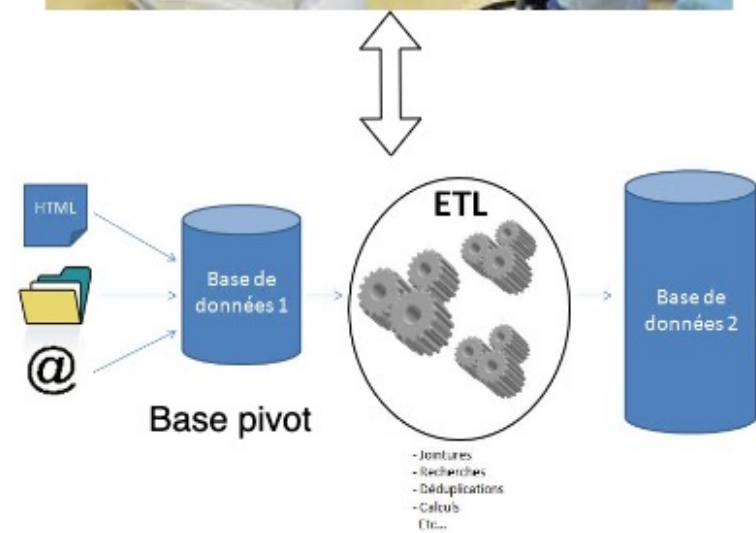
Jumeau physique



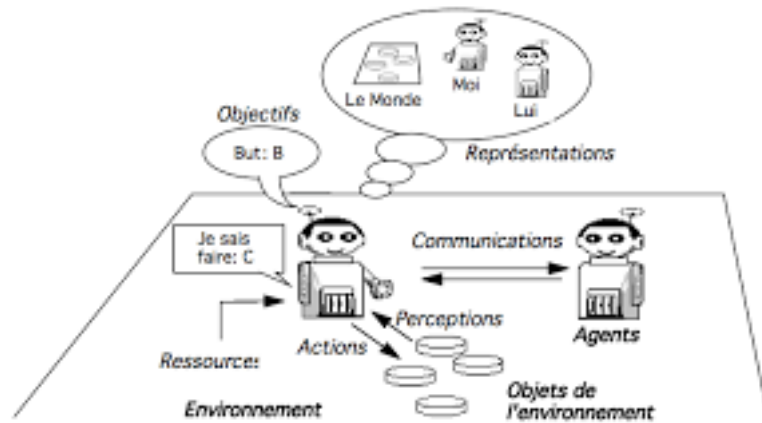
Apprentissage par renforcement RL



Architecture : SMA apprenant



SMA selon Ferbert



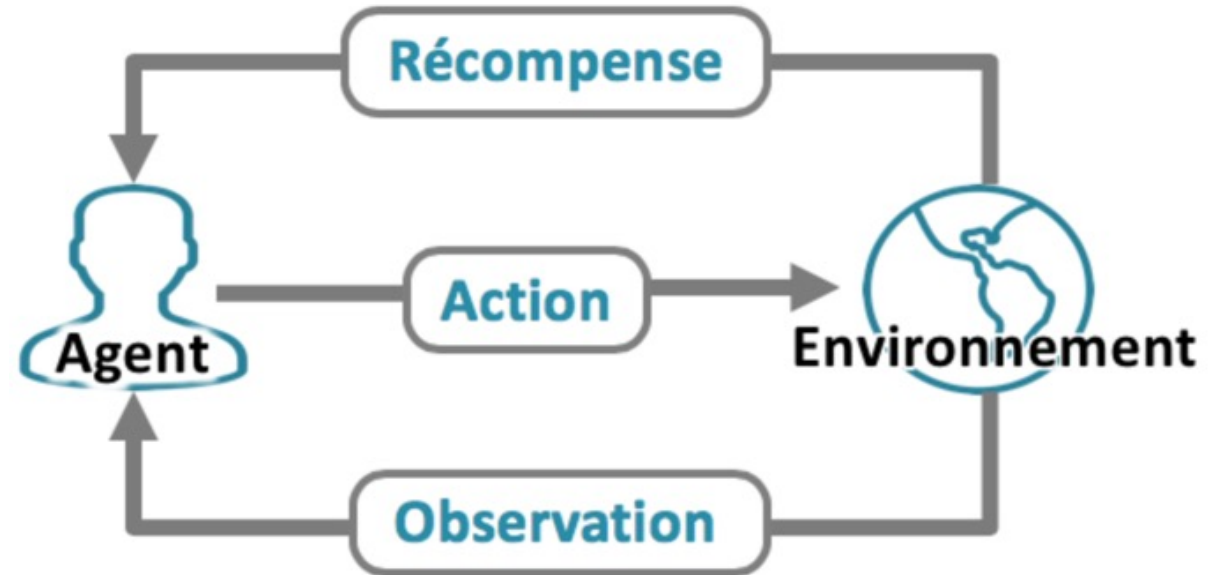
- Chaque agent possède des informations et des capacités à résoudre des problèmes limités tel que :
 - Le contrôle global du SMA soit impossible.
 - Les données soient décentralisées ;
 - Les calculs soient asynchrones (chaque agent peut effectuer des calculs indépendamment des autres).

SMA dans notre contexte

Espèce	Attributs	Commentaires
<i>Personnel</i>	<i>intention</i> <i>desire</i> <i>belief</i> <i>fatigue</i> <i>movement</i> <i>qty_mvt</i> <i>infected</i> <i>experience</i>	opérer un patient dans des conditions de sécurité optimales utiliser les ressources humaines et matérielles (personal, material) mesures utiles à la prise de décision (monitoring, seuils d'alerte) taux de fatigue (échelle allant de 1 légèrement fatigué à 5 épuisé) type de mouvement (déplacement : <i>move</i> ou sur place <i>in_situ</i>) quantité de mouvement (mesure des distances parcourues, ou de la gestuelle (quantité de gestes)) booléen junior, senior

Apprentissage par renforcement (AR)

Guidage de l'apprentissage
afin d'améliorer les
performances prédictives



$$\max_{\pi} \sum_t R_t$$

Apprentissage par renforcement : 4 étapes

1. **L'état initial de l'environnement (S) :**

S_0

1. **Actions possibles dans chaque état de l'environnement (A) :**

$A(s)$ l'ensemble des actions possibles dans l'état s .

2. **Récompense associée à chaque action dans chaque état de l'environnement (R) :**

$R(s, a)$ où s est l'état et a est l'action.

3. **Règles de transition (T) :**

$P(s' | s, a)$, où s' est le nouvel état étant donné l'action a dans l'état s .

4. **Objectif de l'agent :**

Maximiser la récompense totale à long terme : maximisation de la valeur d'un état ($V(s)$) ou d'une action $Q(s, a)$

Exemple AR dans notre contexte

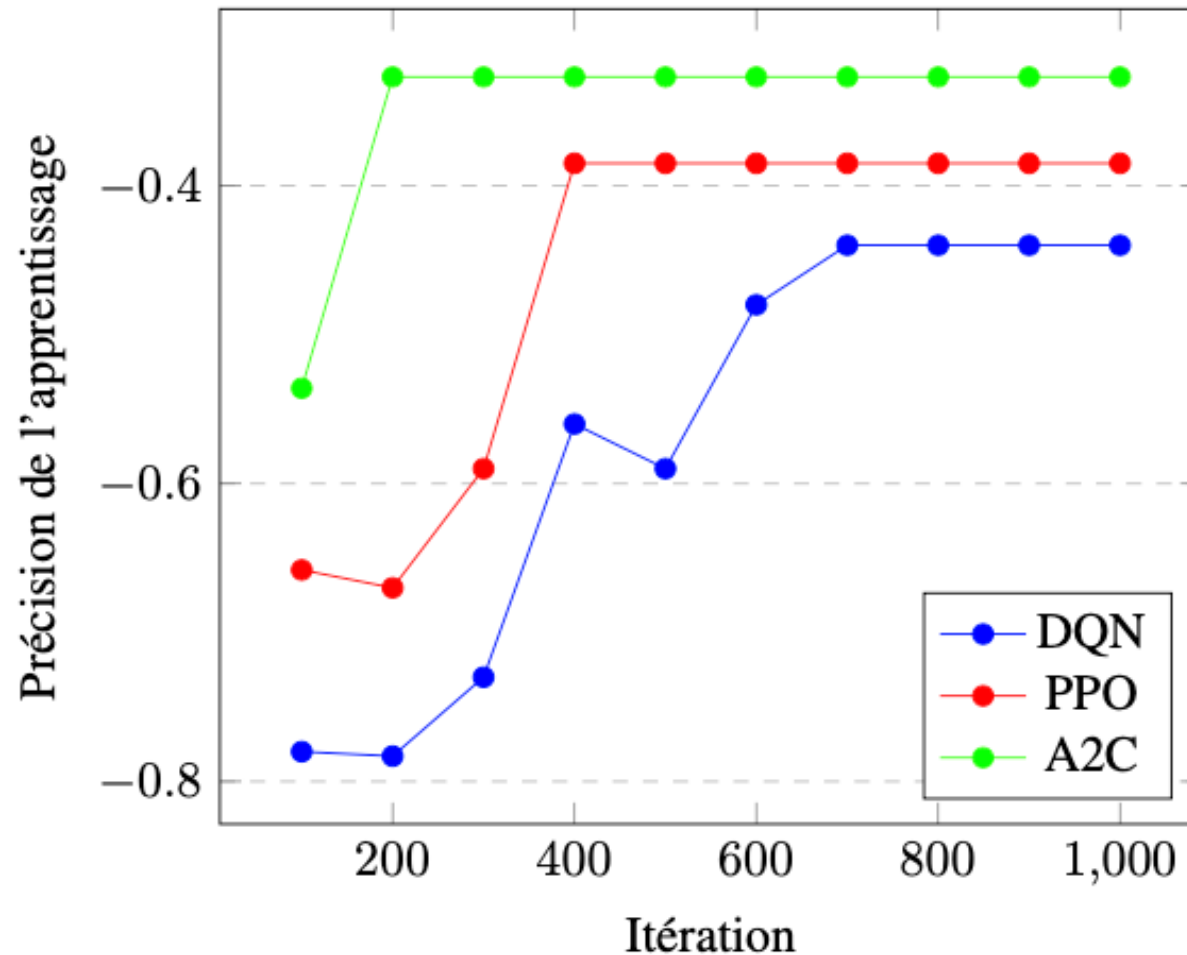
1. Environnement : SMA
2. Agent : Entité virtuelles qui réifient les entités physiques du bloc. Agent patient avec un attribut surveillance de la FC ...
3. Etat : Etat de l'environnement donné par un ensemble de variables surveillées
4. Action : Ajuster les seuils en fonction déclenchement alerte. Ajuster le nombre de cycles ...
5. Récompenses : L'objectif est de maximiser les récompenses pour mieux alerter et mieux prédire.



Nos premières expérimentations : contexte

- Comparatif entre 3 algo AR : DQN, PPO, A2C
- Modélisation sur 3 types agents : patient, praticiens, particules
- Métriques :
 - Précision d'apprentissage (indicateur de performance optimale optimal)
 - Vitesse d'apprentissage (taux de convergence récompense moyenne)
 - Robustesse (mesure des variations de la précision)
- Itérations : 1000
- Calcul :
 - $rec = -MSE = -\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2\right)$
 y_i : valeur prédite par sma, \hat{y}_i : valeur prédite par jumeau physique, n : nombre d'itérations (synchronisations)

Nos premières expérimentations : résultats



Résultats obtenus sans apprentissage présentent des valeurs comprises entre -2,287 et -4,0757,

Conclusion et perspectives

- Notre architecture couple un SMA avec un modèle d'apprentissage par renforcement apte à :
 - Réifier le réel
 - Optimiser les attendus du simulateur (alerter, prédire l'évolution du système)
- Nous envisageons (à moyen terme) de mettre en œuvre en situation réelle. D'intégrer l'apprentissage profond et/ou les séries temporelles pour optimiser la prédictivité de l'évolution du système.

