

PRIA : Prédiction des risque avec l'Intelligence Artificielle

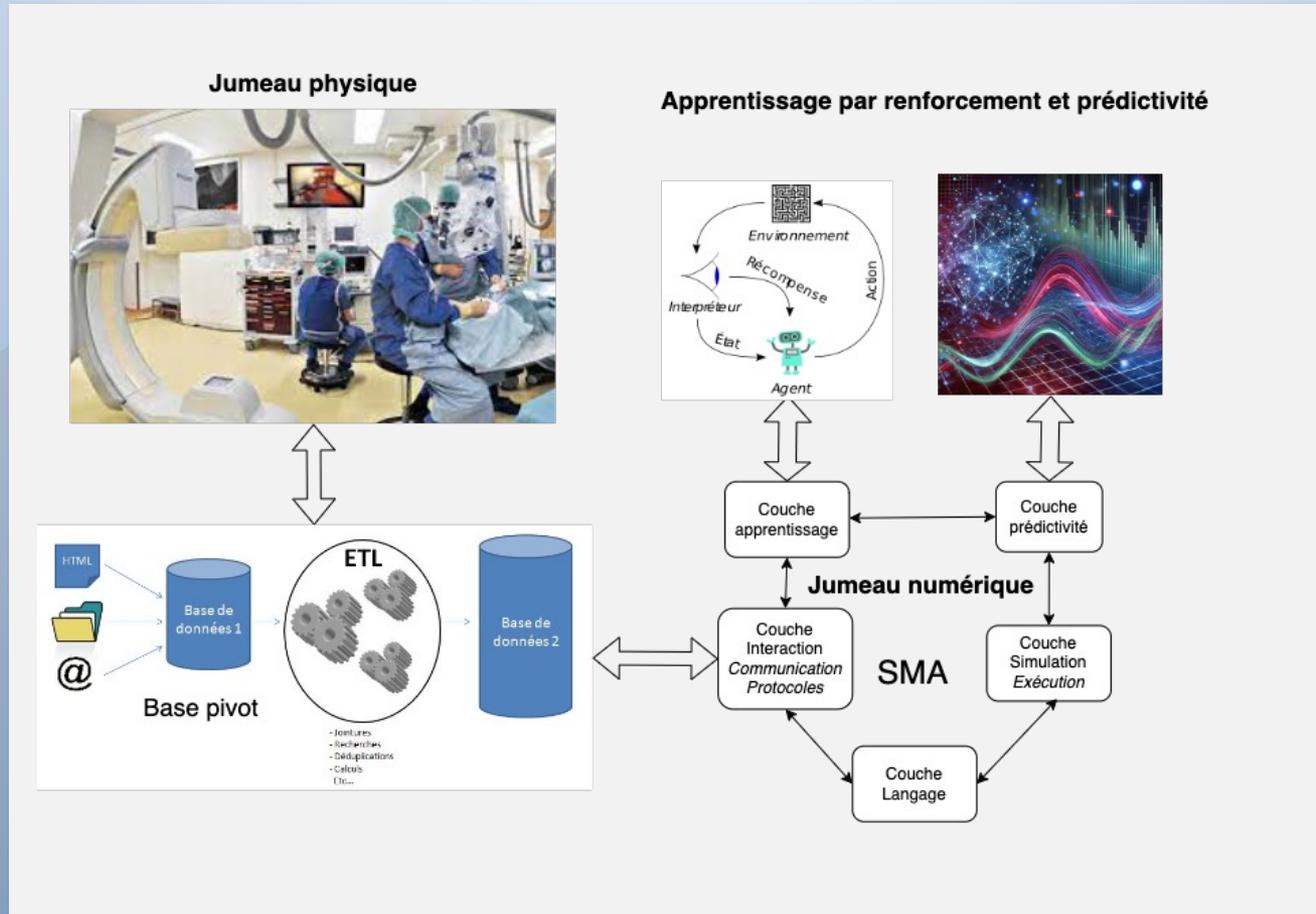


Problématique

Prédire l'évolution d'un système complexe dans un contexte non déterministe

Cas d'étude : bloc opératoire





Contribution: SMA → SMA apprenant capable de prédire

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).

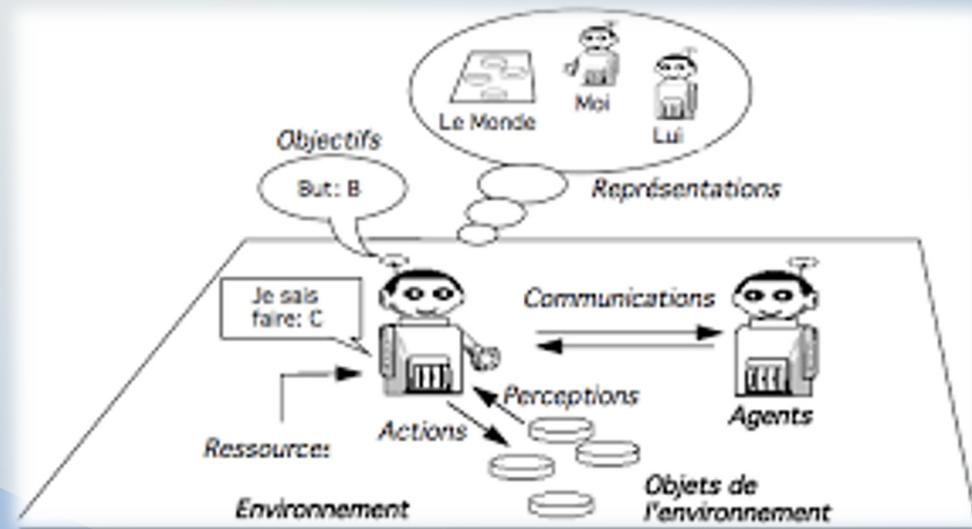
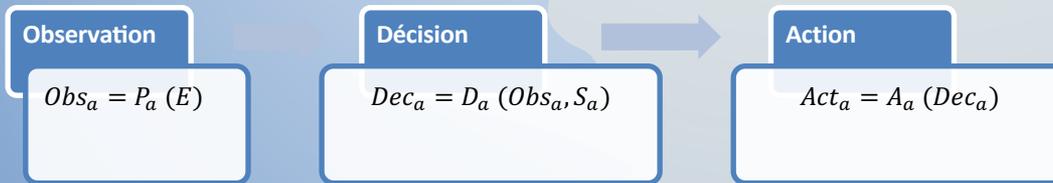


Schéma d'un système multi agent [Ferber, 1995].

SMA : Une dynamique

Cycle d'un agent :

Chaque agent $a \in A$ suit un cycle :



Evolution de l'environnement :

L'environnement change en fonction des actions des agents :

$$S_E^{t+1} = \tau(S_E^t, Act)$$

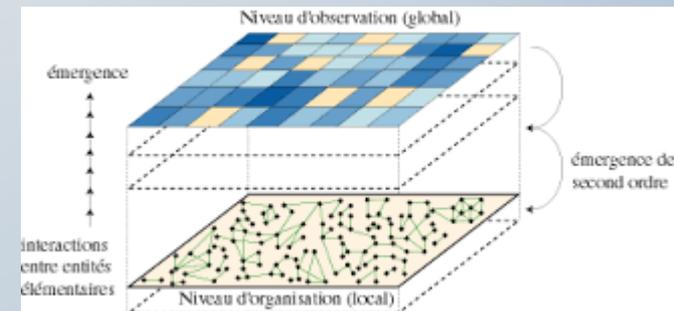
Interactions et émergence :

- Les interactions (I) entre agents et avec E produisent des comportements collectifs.
- Émergence globale :

$$Emergence = f(I, S_E, \{S_a \mid a \in A\})$$

Propriétés dynamiques :

- **Décentralisation.**
- **Auto-organisation.**
- **Adaptabilité.**

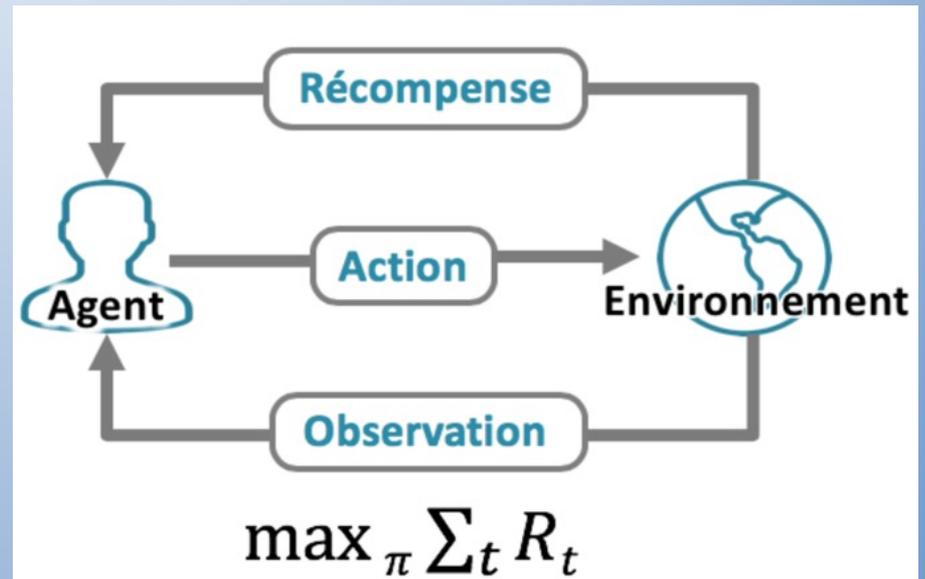


SMA dans notre contexte

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

Apprentissage par renforcement (AR)

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



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 $Q(s, a)$

Modèle ARIMA

Méthode classique pour les séries temporelles.

Composantes :

➤ AR ($\phi(L)$) : Utilise les valeurs passées :

$$y_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{q-1} + \varepsilon_t$$

➤ $(1 - L)^d$: Rend la série stationnaire.

➤ MA ($\theta(L)$) : Utilise les erreurs passées.

$$y_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{q-1}$$

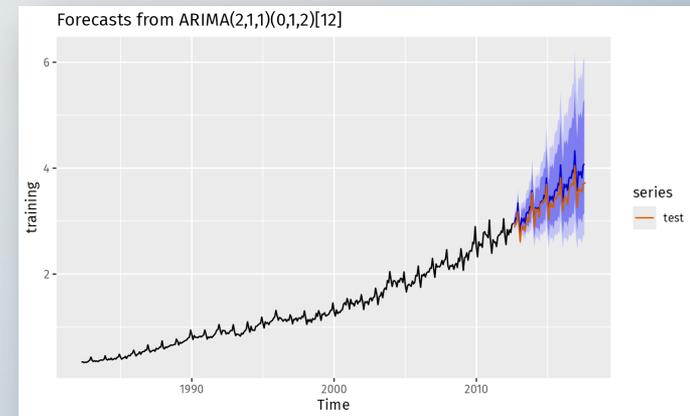
Formule :

$$\phi(L)(1 - L)^d x_t = \theta(L) \varepsilon_t$$

Où x_t est la valeur de la série à l'instant t , L est l'opérateur de retard, et ε_t est un bruit blanc.

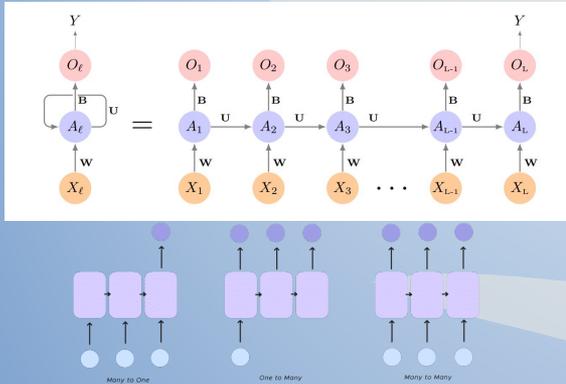
Avantages et limites:

Performant pour séries linéaires, peu adapté aux séries non linéaires



Long Short-Term (LSTM)

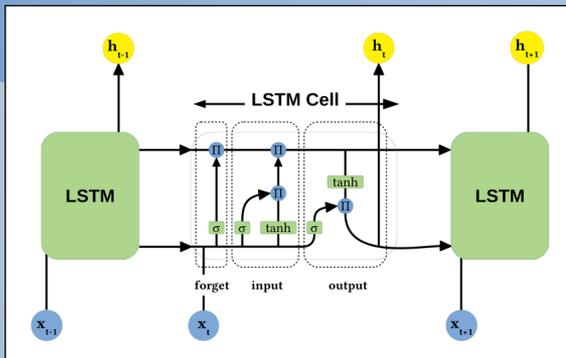
RNN : Recurrent Neural Network



Étapes du fonctionnement :

1. Une entrée.
2. Un état caché (la mémoire) : $h_t = f(W_h \cdot h_{t-1} + W_h \cdot x_t)$.
3. Une sortie (par exemple, le mot suivant dans une phrase ou une classification).
4. Répétition des étapes à chaque nouvelle entrée.

LSTM : palie défaut de mémoire à long terme



1. Porte d'oubli : informations à supprimer
2. Porte d'entrée : nouvelles entrées informations à ajouter à la mémoire.
3. Mise à jour de la cellule mémoire: maj état interne (ancienne mémoire + nouvelles informations) .
1. Porte de sortie : activation ou non activation état caché ou sortie.

Expérimentations protocole

Objectif : Évaluer la performance de 3 modèles de prévision

Données utilisées :

- 2 fichiers CSV :
 - Expé 1 (avec et sans mécanismes d'attention) : FC (Fréquence cardiaque), température, Cholesterol, Glycémie
 - Expé 2 (avec mécanisme d'attention et sur résidu ARIMA) : FC (Fréquence cardiaque), température, bpdias (pression diastolique), bpsys (pression systolique), spo2
- 1 000 observations
- Répartition : 80 % entraînement / 20 % test

Modèles comparés :

- ARIMA : adapté aux tendances linéaires
- LSTM : capture les non-linéarités avec et sans mécanismes d'attention
- Hybride : LSTM sur les résidus d'ARIMA

Évaluation des performances :

- $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$ où y_i est la valeur réelle et \hat{y}_i la valeur prédite
- $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$ où y_i est la valeur réelle et \hat{y}_i la valeur prédit

Compléments du protocole :

- Mécanismes d'attention
- Propagation d'incertitude sur les résidus (modèle hybride)
- Sélection dynamique : choix automatique du meilleur modèle selon l'EAM

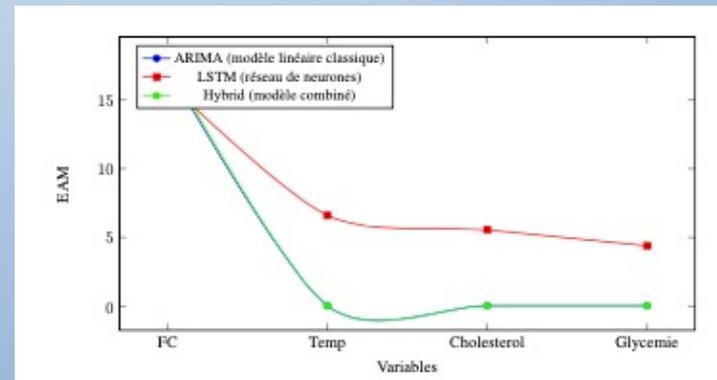
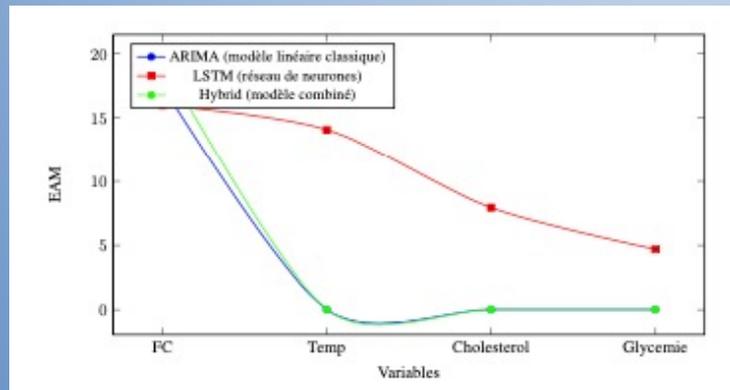
Expérimentations résultats

Sans mécanismes d'attention

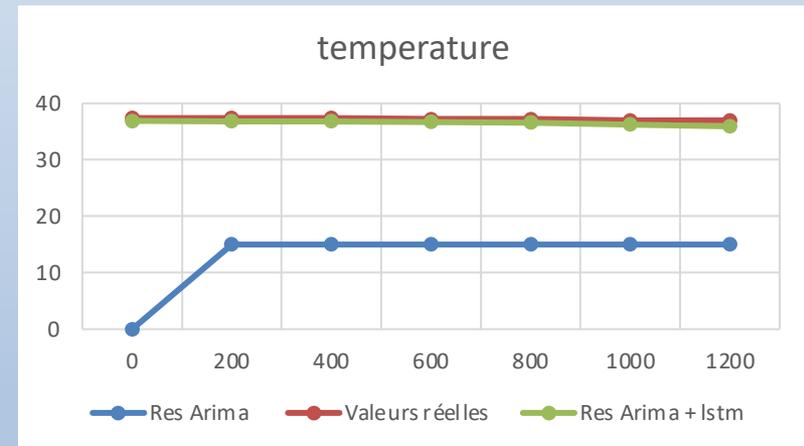
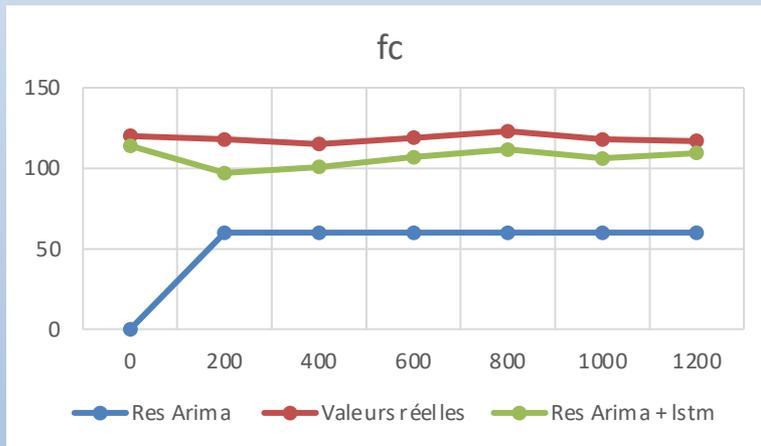
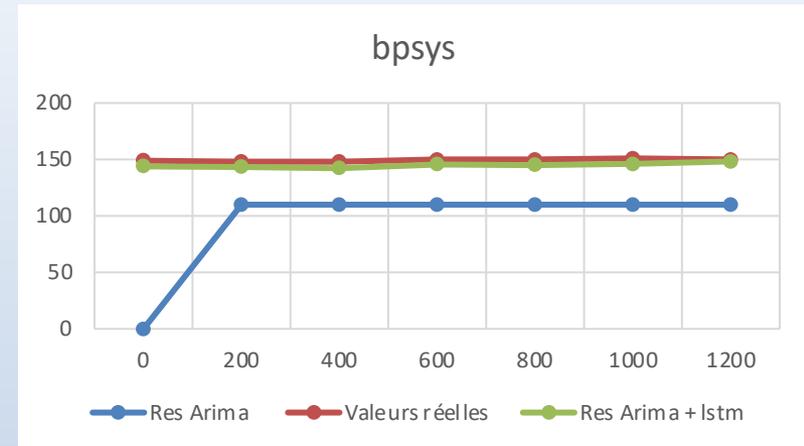
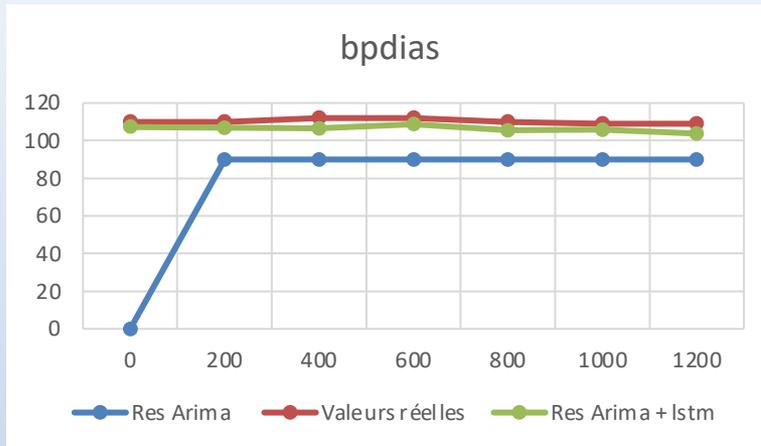
EAM Variable	FC	Temperature	Cholesterol	Glycémie
ARIMA	17.48	0.03	0.03	0.03
LSTM	16.32	14.06	7.94	4.71
Hybrid	19.51	0.03	0.03	0.03
Propag Incertitude	16.23	0.00	0.00	0.00

Avec mécanismes d'attention

EAM Variable	FC	Temperature	Cholesterol	Glycémie
ARIMA	17.48	0.03	0.03	0.03
LSTM	15.97	6.61	5.54	4.39
Hybrid	17.82	0.03	0.03	0.03
Propag Incertitude	16.23	0.00	0.00	0.00



Expérimentations résultats : LSTM + résidus Arima



Variable	MAE	Corr	Propag Inc
bpdias	0.02	0.97	0
bpsys	0.02	0.97	0
fc	0.05	0.94	16.23
temperature	0.02	0.91	0

Conclusion et perspectives

- Intégration de la prédictivité dans l'architecture PRIA
- Objectif : prédire la survenue d'un EIAS entre deux synchronisations
- Modèles testés : ARIMA, LSTM, Hybrid (ARIMA + LSTM + incertitude)

Résultats expérimentaux :

- LSTM capture efficacement la structure temporelle résiduelle d'ARIMA
- Intérêt de l'application des mécanismes d'attention sur LSTM
- Sélection dynamique = choix automatique du meilleur modèle selon la variable

Améliorations apportées :

- Hybridation Arima et en particulier sur les résidus d'Arima avec LSTM
- Mécanismes d'attention
- Sélection dynamique
 - Gain de précision, adaptabilité, et meilleure exploitation des données pertinentes

Limites & perspectives :

- La propagation d'incertitude reste à fiabiliser
- Prochaine étape : déploiement en conditions réelles + intégration opérationnelle des marges d'erreur
- Reproductibilité dans d'autres domaines tel qu'un Cockpit d'avion ...

localhost:4200

Pria Français

Charger Un Profile

glisser déposer
ou
choisir un fichier

Extraire

et/ou

Sélectionner

Opération :

Genre :

Age :

Saisir Manuellement

Patient

Opération :

Genre :

Age :

Tension Dias :

Rythme Cardiaque :

Spo2 :

Tension Sys :

Temperature :

Praticient

Fatigue :

Envoyer

Simulation 0: 0 cycle elapsed [00:00:00]

GAML reference (O3EH)

Model priasimul x physicalTwin x bloc x

Parameters for...n Simulation 0

- > InitializeData
- > Patient
- > Personnel
- > Particles
- > Bloc

Inter Cons x

Connection ready
Drop Tables Personnel/Pa
Creation Tables Personne
Delete Table Personnel/P
Fin DELETE
Is Connected PRIA BDD OK
Delete from Tables Perso

573M of 4096M