

Co-Adaptation

Stéphane Canu et Baptiste Caramiaux

Intervenants

Stéphane Canu

Professeur, chaire IA
LITIS, INSA de Rouen Normandie

Thèmes de recherche:

- Apprentissage machine
- Apprentissage profond
- Exemples adversaires
- Optimisation pour l'apprentissage

Liens:

<https://www.litislab.fr/accueil> <http://asi.insa-rouen.fr/enseignants/~scanu/>



Baptiste Caramiaux

CR CNRS
ISIR, Sorbonne Université

Thèmes de recherche:

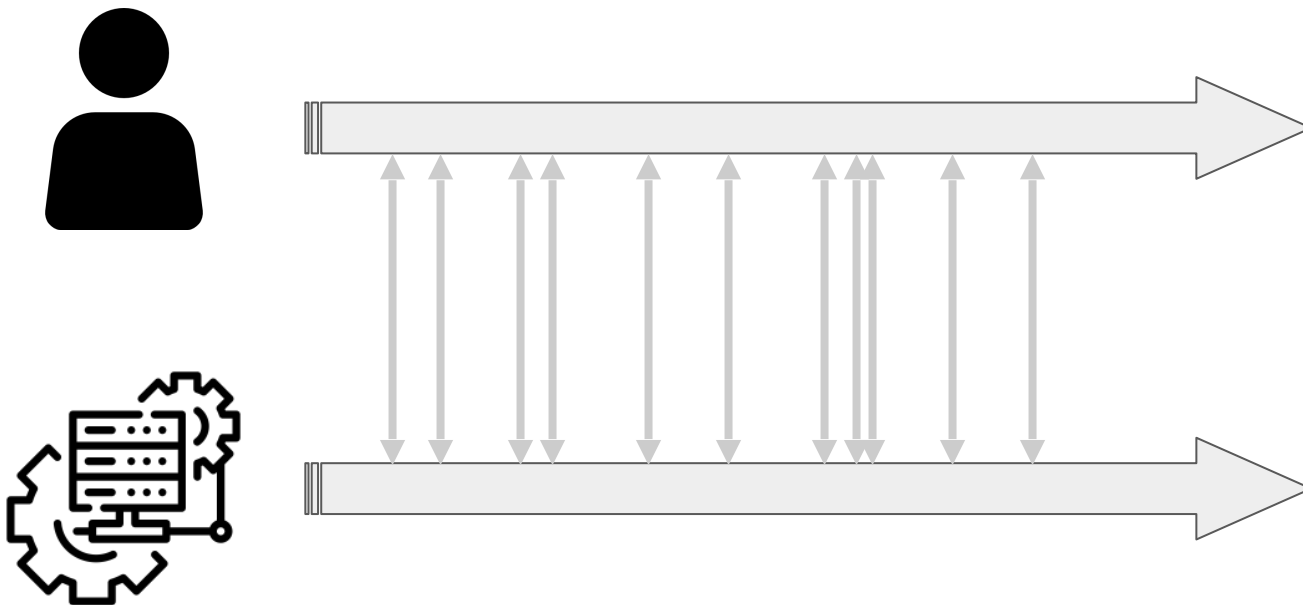
- Apprentissage machine interactif
- Interaction Humain-IA
- Apprentissage moteur
- Interactions musicales

Liens:

<https://hci.isir.upmc.fr/> <https://hci.isir.upmc.fr/people/baptiste-caramiaux/>



Co-adaptation



Co-adaptation supervisée

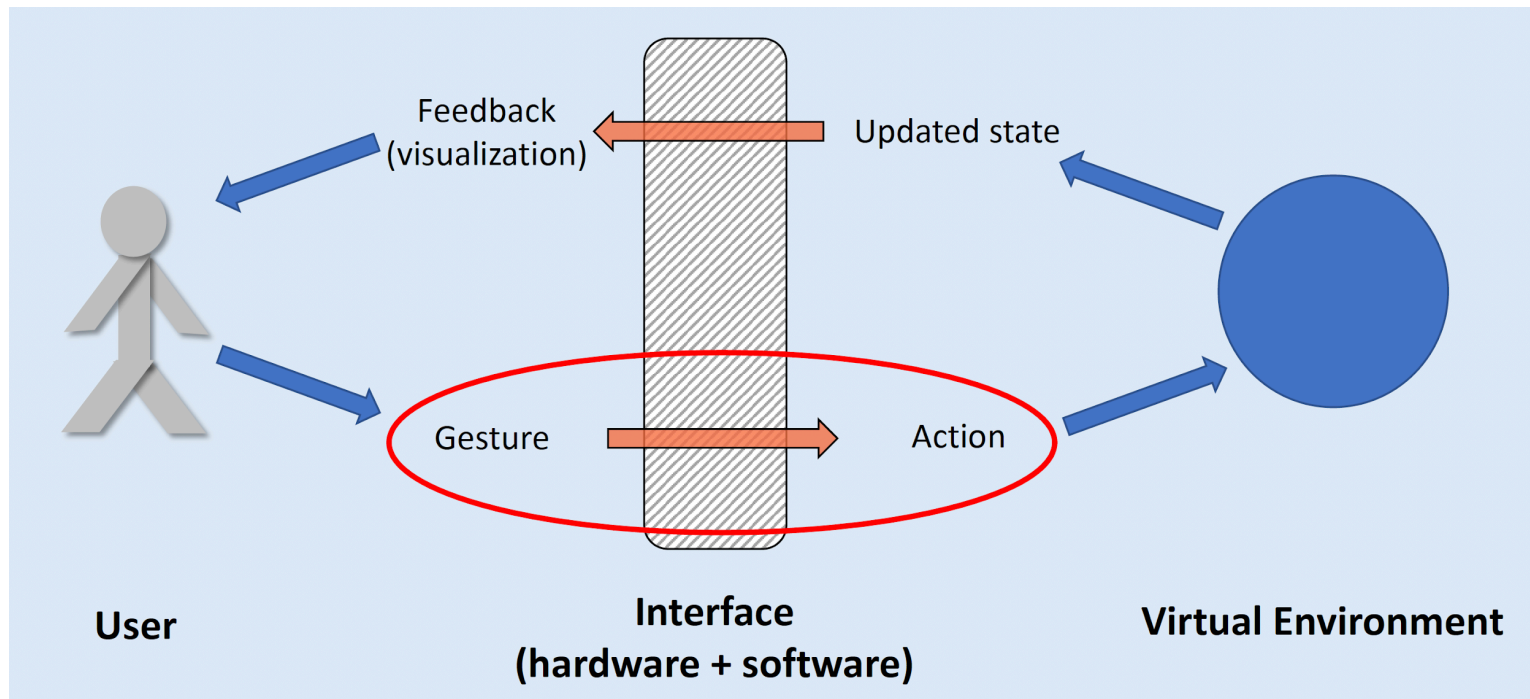
Co-adaptation pour les IHMs

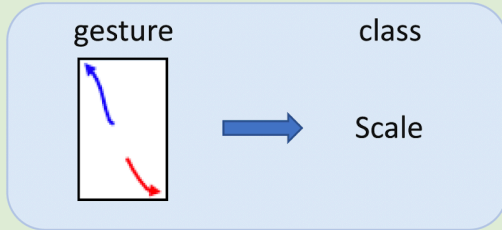
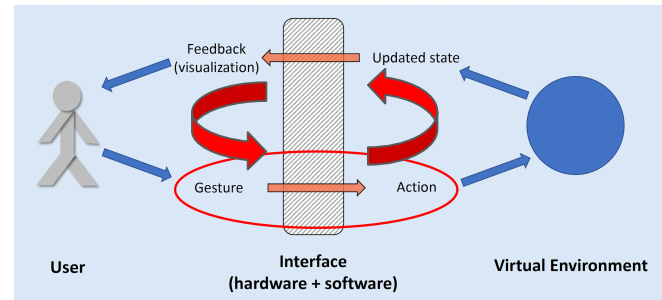
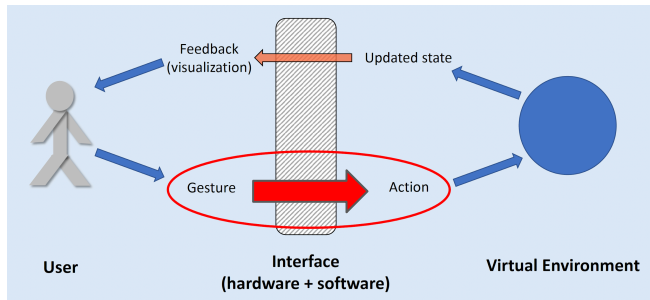
Comment interagir avec une grande table tactile ?



<http://>

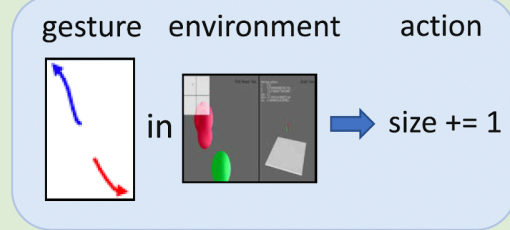
Apprendre à interagir





Recognition of discrete gestures

→ Classification,
Supervised Learning

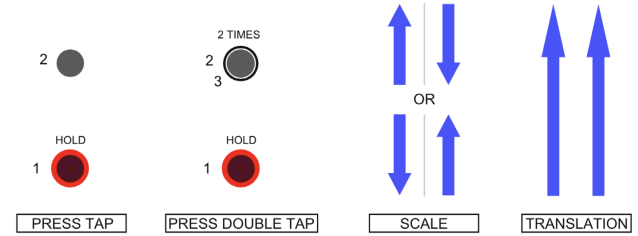


Continuous coupling of gestures and actions

→ Reinforcement Learning

Reconnaissance de gestes prédéfinis

- Choisir les gestes (7)
- Construire une base de données étiquetée
 - <http://itekube7.itekube.com>



- Représenter les données spatio temporelle
 - Matrice de contact \implies Échantillonnage dynamique
- Construire et entraîner un réseau de neurones
 - Convolutional Multi-Dimensional (pour l'espace) Gated Recurrent (pour le temps) Networks
- Valider
 - 92.4 % de bonne reconnaissance

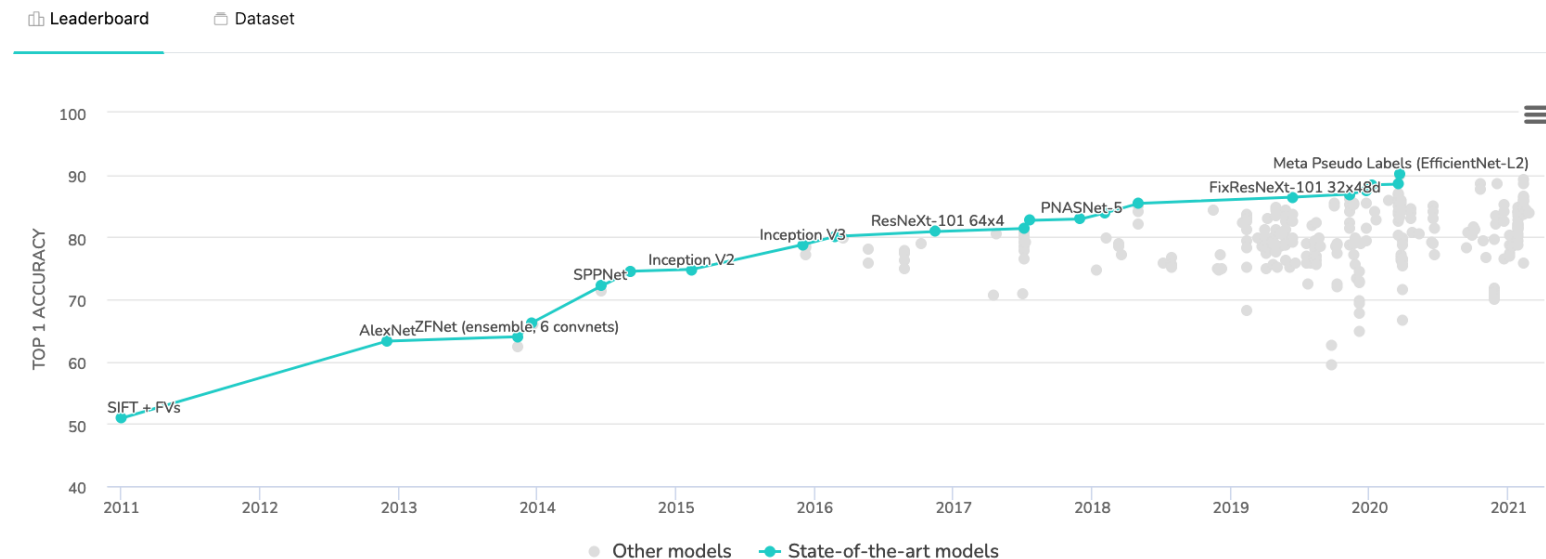
$$\begin{pmatrix} z \\ r_1 \\ r_2 \end{pmatrix} = \sigma(\mathbf{x} * U + \mathbf{h}_{i-1,j} \cdot \mathbf{V}_1 + \mathbf{h}_{i,j-1} \cdot \mathbf{V}_2)$$

$$\tilde{\mathbf{h}} = \tanh(\mathbf{x} * U_{\tilde{\mathbf{h}}} + r_1 \odot \mathbf{h}_{i-1,j} \cdot \mathbf{V}_{\tilde{\mathbf{h}}} + r_2 \odot \mathbf{h}_{i,j-1} \cdot \mathbf{W}_{\tilde{\mathbf{h}}})$$

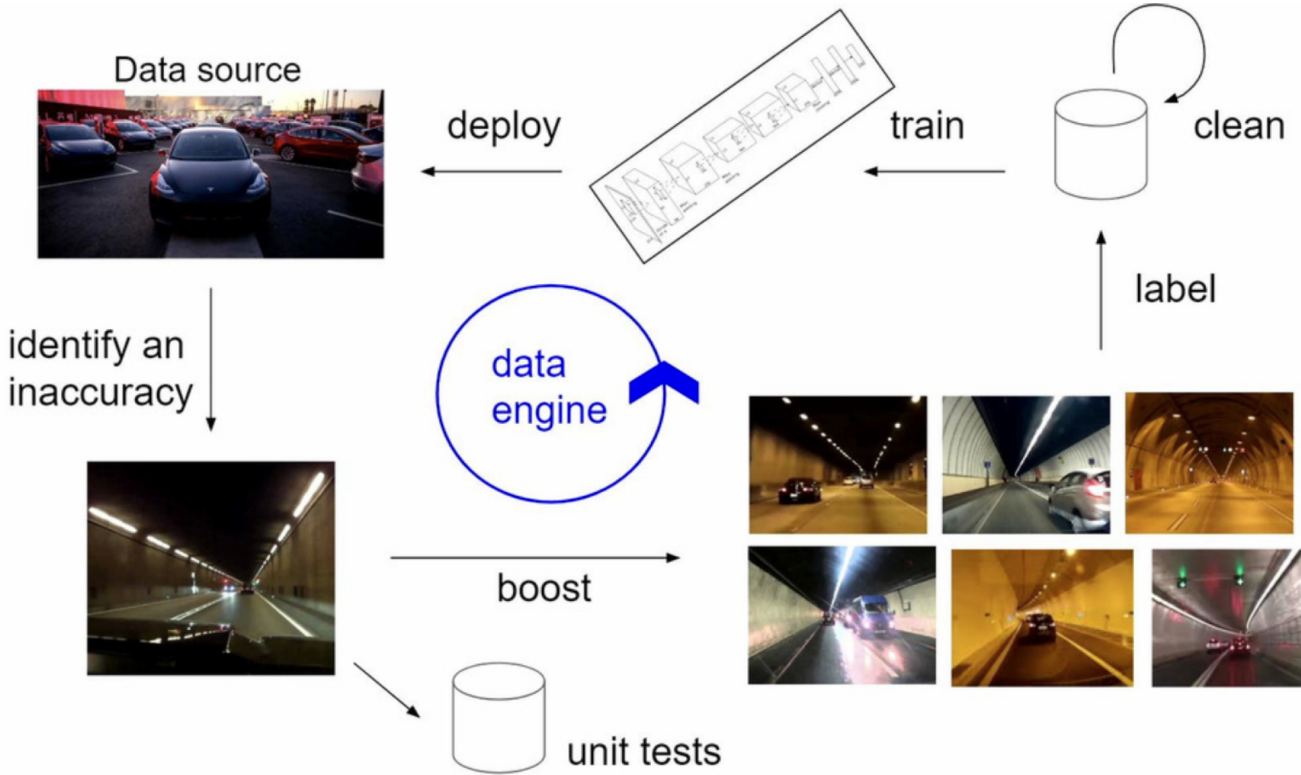
$$\mathbf{h} = (1 - z) \odot \mathbf{h}_{i-1,j} + (1 - z) \odot \mathbf{h}_{i,j-1} + z \odot \tilde{\mathbf{h}}$$

Rendu possible grâce aux progrès récents du *deep learning*

Image Classification on ImageNet



Deep learning pour l'autopilot des Tesla



Créer des expériences grand public

Créer des expériences grand public

Questions:

- Quelles stratégies adoptent les novices pour entraîner un réseau de neurones ?
- Quelle compréhension en tirent-ils ?
- Quelles conséquences sur la conception d'interactions avec l'apprentissage machine ?

Système de reconnaissance de dessins

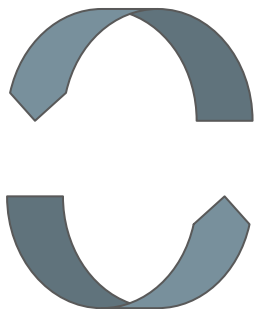
Thèse de **Téo Sanchez**



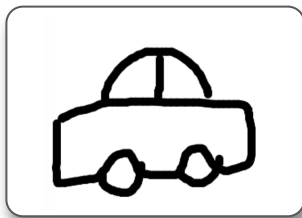
Interaction



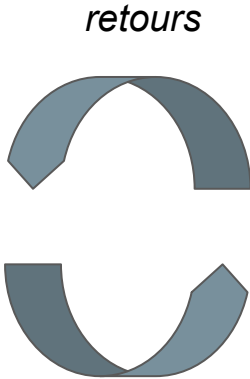
retours



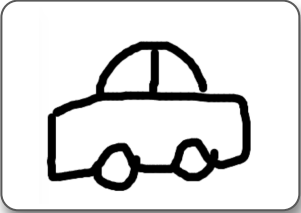
*dessins
catégorie...*



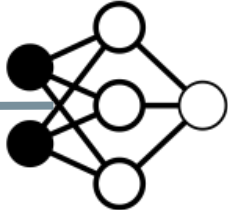
Interaction



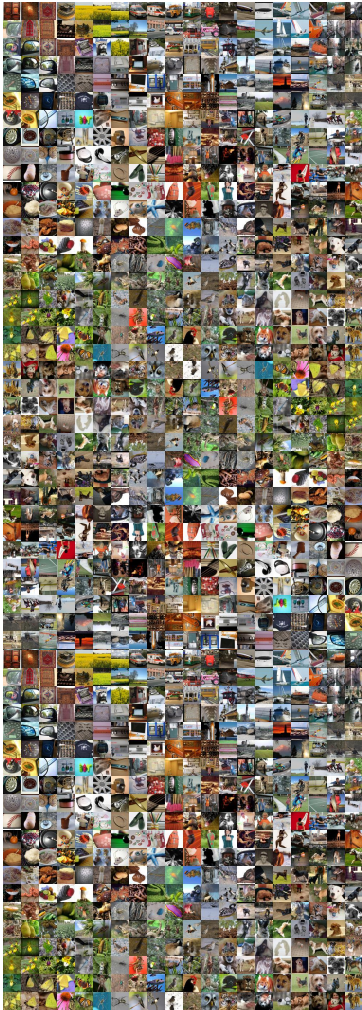
*dessins
catégorie...*



transfert




modèle pré-entraîné




Créer des expériences grand public

<https://marcelle-v2-sketch.glitch.me/>

Marcelle Example - Dashboard Online Learning Offline Training 

sketchpad



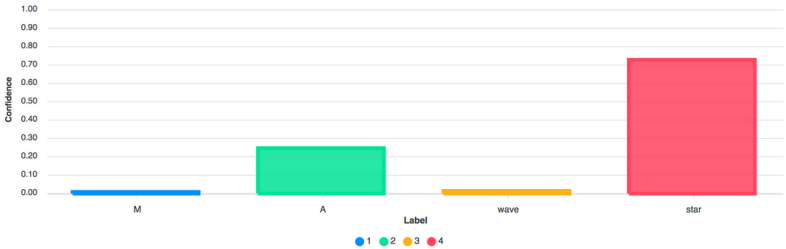
CLEAR

mobilenet

Using Mobilenet v1 with alpha = 1.

prediction plotter

Predicted Label: star



Label	Confidence
M	0.00
A	0.25
wave	0.05
star	0.75

Correct the prediction if necessary

star

Improve the classifier

ADD TO DATASET AND TRAIN

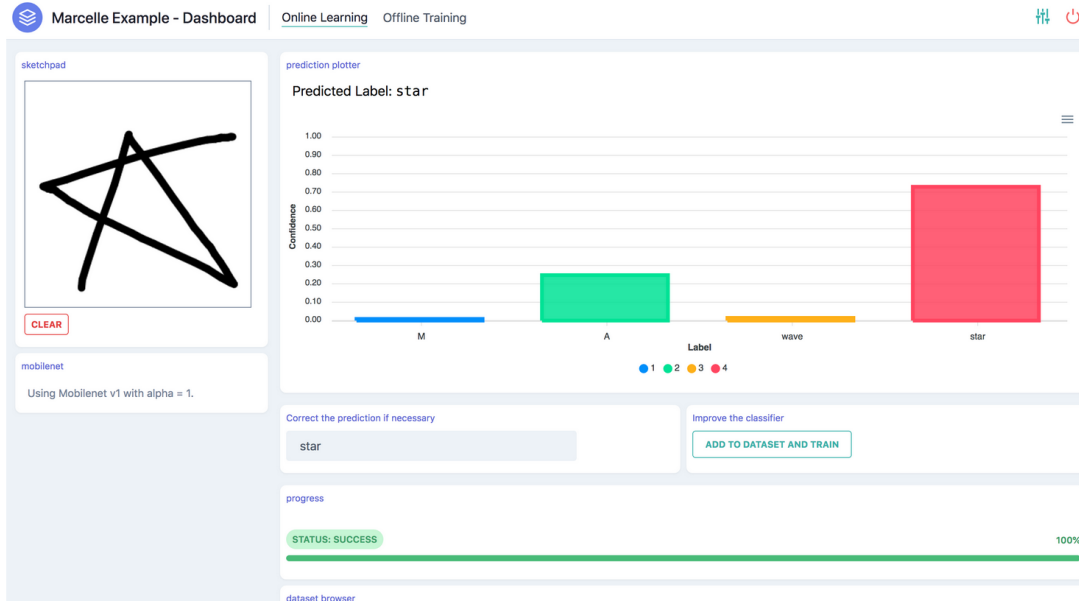
progress

STATUS: SUCCESS 100%

dataset browser

Créer des expériences grand public

<https://marcelle-v2-sketch.glitch.me/>



Co-adaptation permet :

- Explorer/découvrir le modèle
- Transmettre des “concepts” complexes à la machine
- Comprendre les mécanismes d’apprentissage machine

Sanchez et al. (2021). **How do People Train a Machine? Strategies & (Mis)Understandings.** ACM CSCW (accepté)

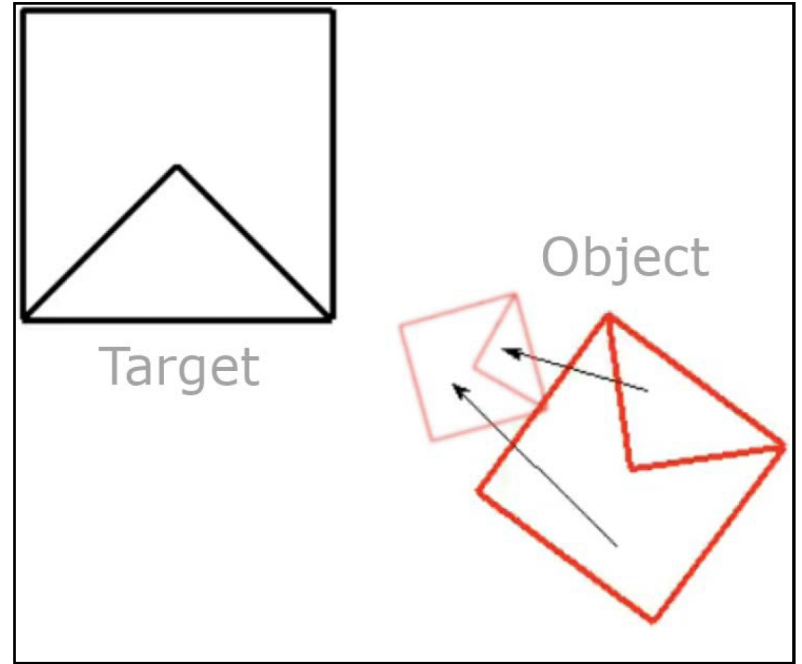
Renforcer un
comportement de la
machine

Un exemple jouet

Comment déplacer l'enveloppe rouge pour atteindre la noire ?

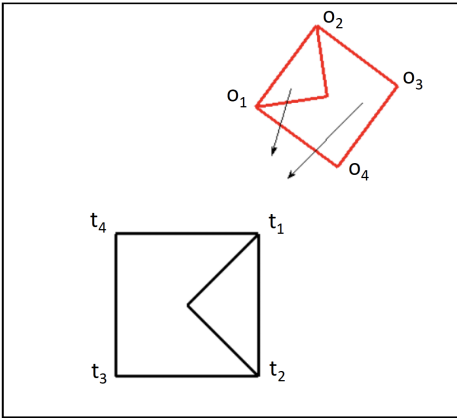
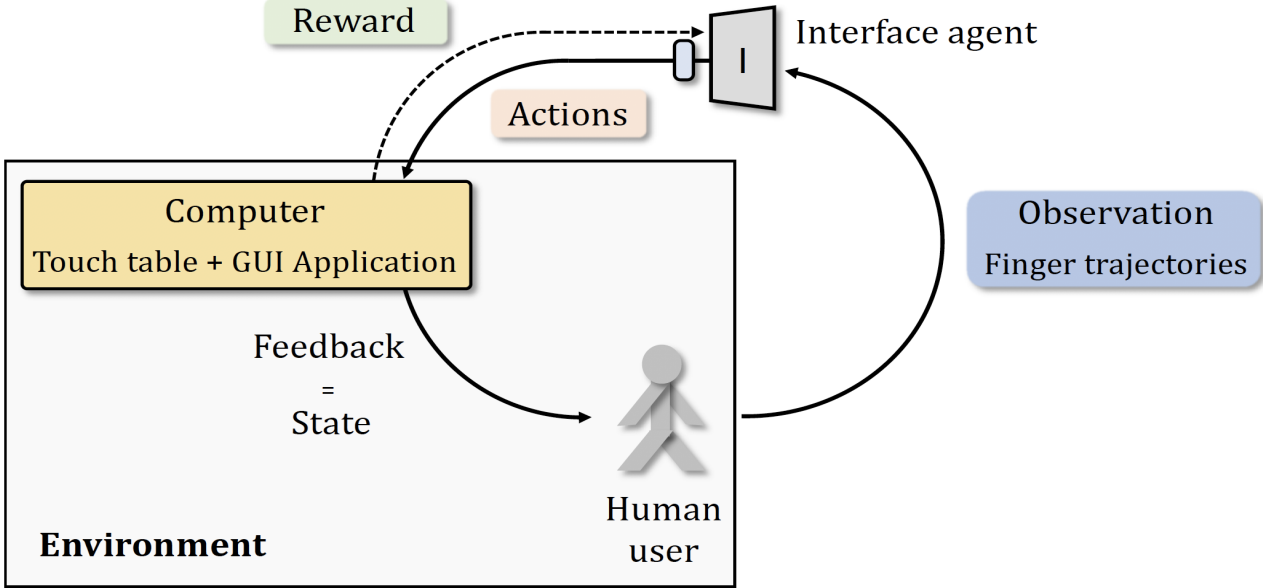
Apprendre à interagir :

- pivoter
- translater
- dilater/contracter



Utiliser l'apprentissage par renforcement

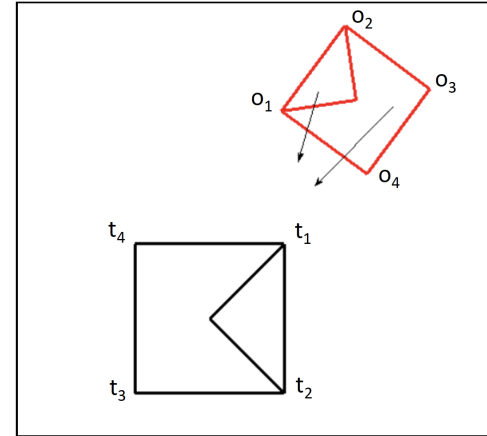
Modèle de l'exemple jouet



La récompense (l'utilité de l'action) = $-\sum \|o_i - t_i\| + p$

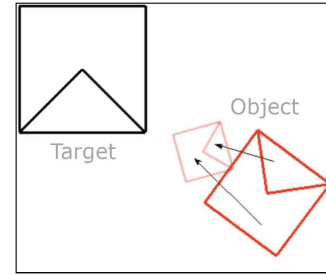
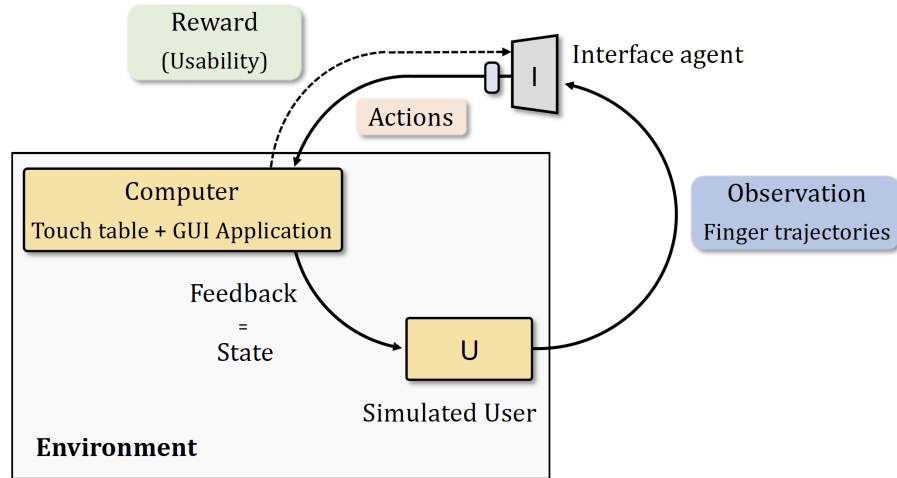
Résultats sur l'exemple jouet

- Données :
 - simulateur
 - modèle “physique” de l'utilisateur
- Une architecture acteur-critique
- L'algorithme “Deep Deterministic Policy Gradient” [Lillicrap et al., ICLR 16]
- Résultats acceptables après 500 itérations



L'utilisateur de l'exemple jouet

Pour cet exemple, on utilise un modèle "formel" de l'utilisateur

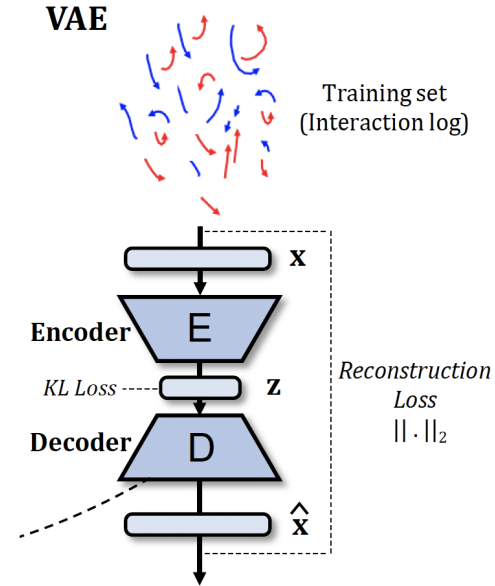


$$\begin{bmatrix} l'_x \\ l'_y \\ l''_x \\ l''_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l^1_x & -l^1_y & 1 & 0 \\ l^1_x & l^1_y & 0 & 1 \\ l^2_x & -l^2_y & 1 & 0 \\ l^2_x & l^2_y & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma \cos \alpha \\ \sigma \sin \alpha \\ t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad \hat{\theta} = \mathbf{L}^{-1} \mathbf{l}'$$

$$v_i^{inter} = (1 - \mu)v_i + \mu v'_i, \quad \mu = \max\left(1, \frac{0.5}{\|v'_i - v_i\|_2}\right)$$

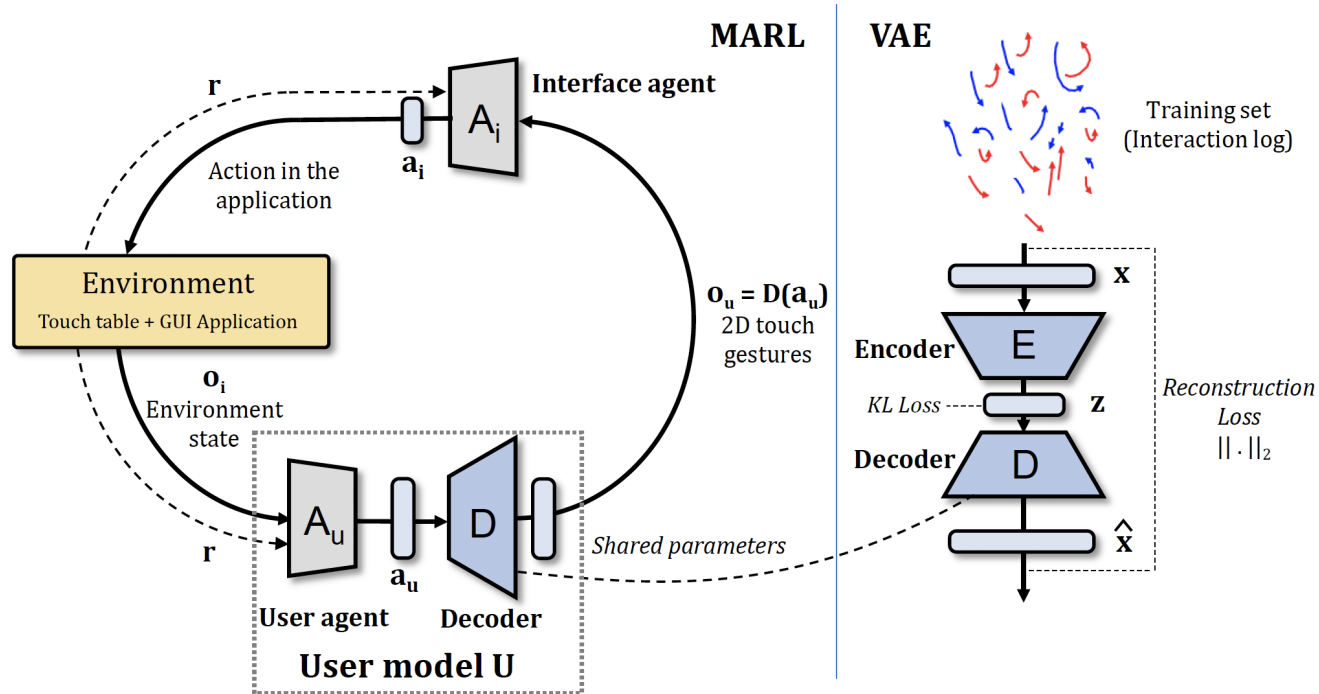
Ce modèle ne génère pas des gestes analogues à des gestes humains

Apprendre un modèle “réaliste” de l'utilisateur



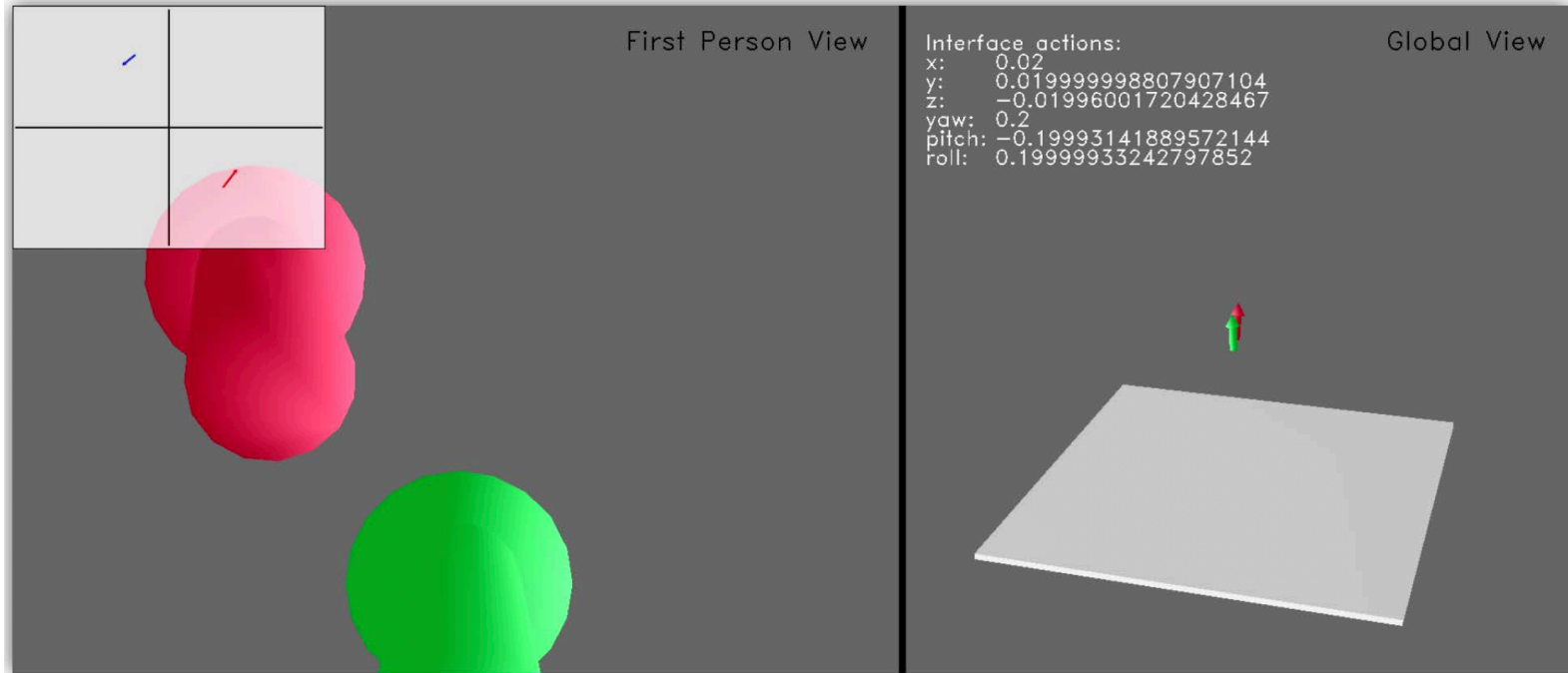
Le VAE génère des données pseudo réelles : apprentissage de représentation

Apprendre un modèle "réaliste" de l'utilisateur



Apprentissage par renforcement de deux agents

Un tâche plus complexe



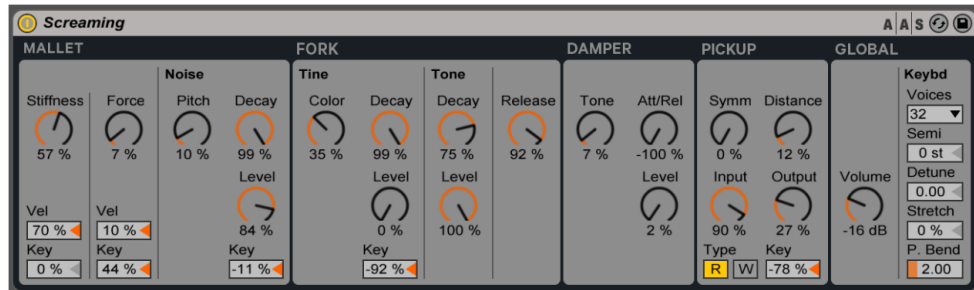
Co-adaptation par renforcement pour la création

Co-adaptation par renforcement pour la création

exemple avec le design sonore

Question:

- Comment explorer un espace de grande dimension dans un context créatif ?



Utiliser l'apprentissage par renforcement **aide à l'exploration**

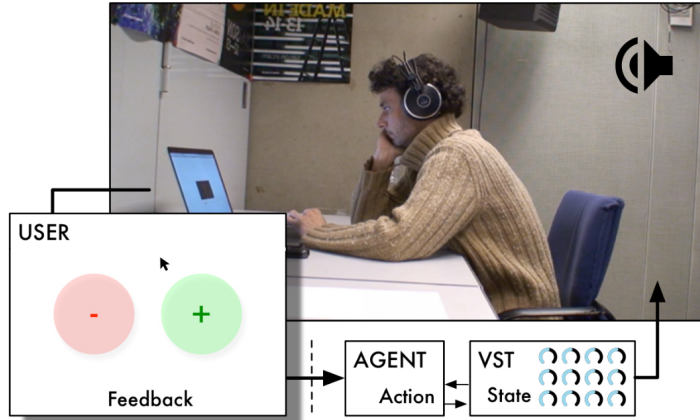
Note: **pas de modèle d'utilisateur**

Travaux de thèse d'**Hugo Scurto**

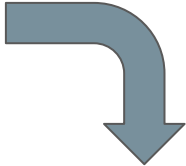
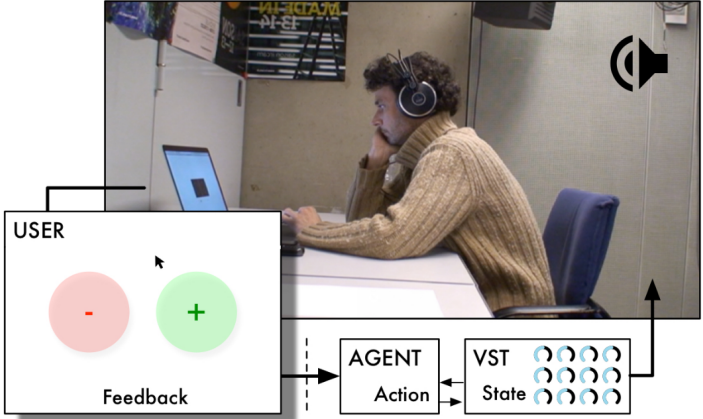
Designing Deep Reinforcement Learning for Human Parameter Exploration.

H. Scurto, B. Van Kerrebroeck, B. Caramiaux and F. Bevilacqua. *ACM ToCHI*. 2021

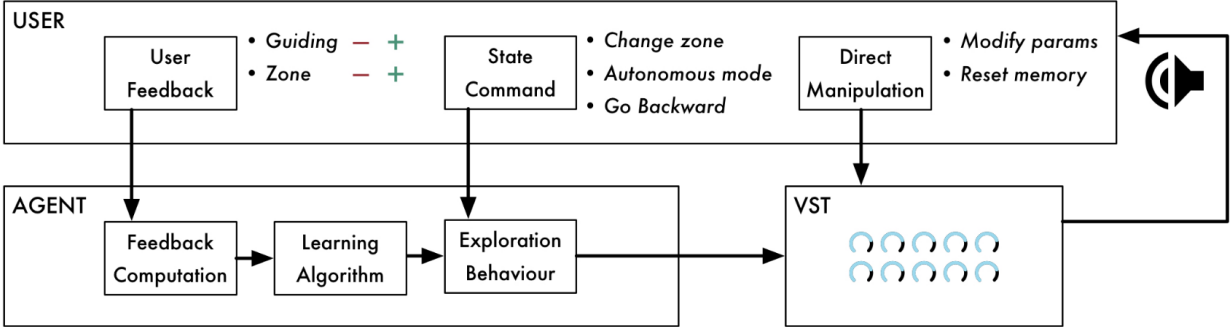
Methodologie de conception



Methodologie de conception

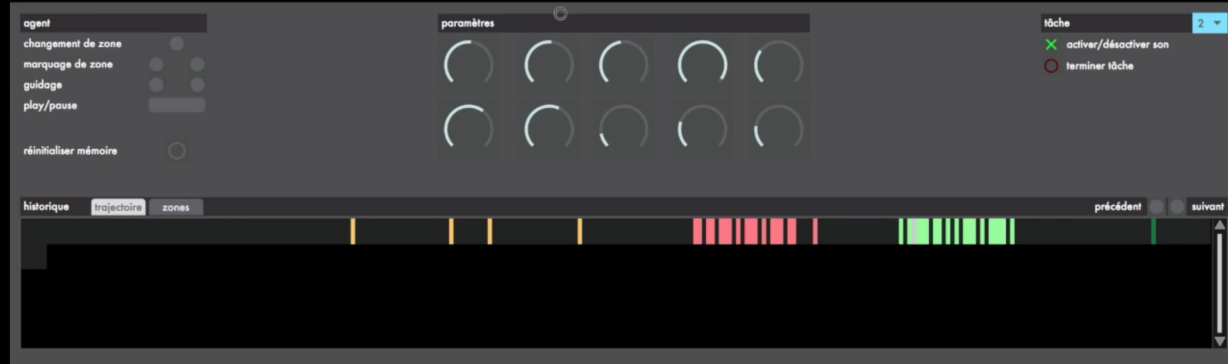


Adaptation de *DeepTAMER*



Vidéo démonstration

<https://vimeo.com/300810165#t=143s>



Professional users got involved in various partnerships
with Co-Explorers...

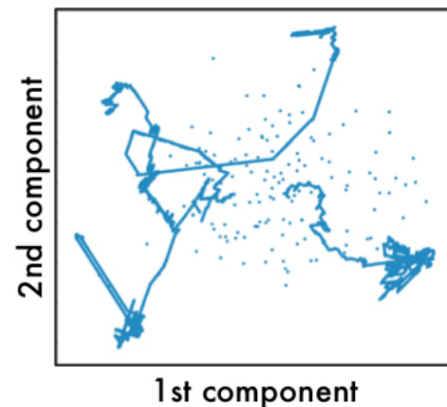
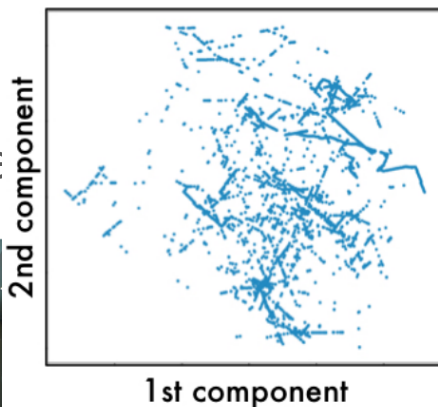
Evaluation

Atelier de création avec des designers sonores



Evaluation

Atelier de création avec des de



Analyse qualitative:

- pertinence pour la tâche créative
- compréhension de l'interface et des mécanismes sous-jacents
- opportunités pour améliorer la conception

Enjeux

Enjeux de la co-adaptation

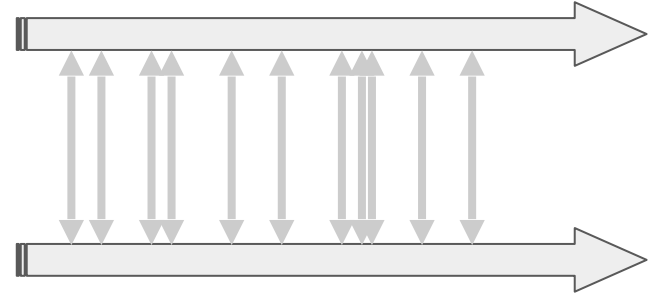
Implications long-terme de la co-adaptation

Hypothèse des travaux présentés:

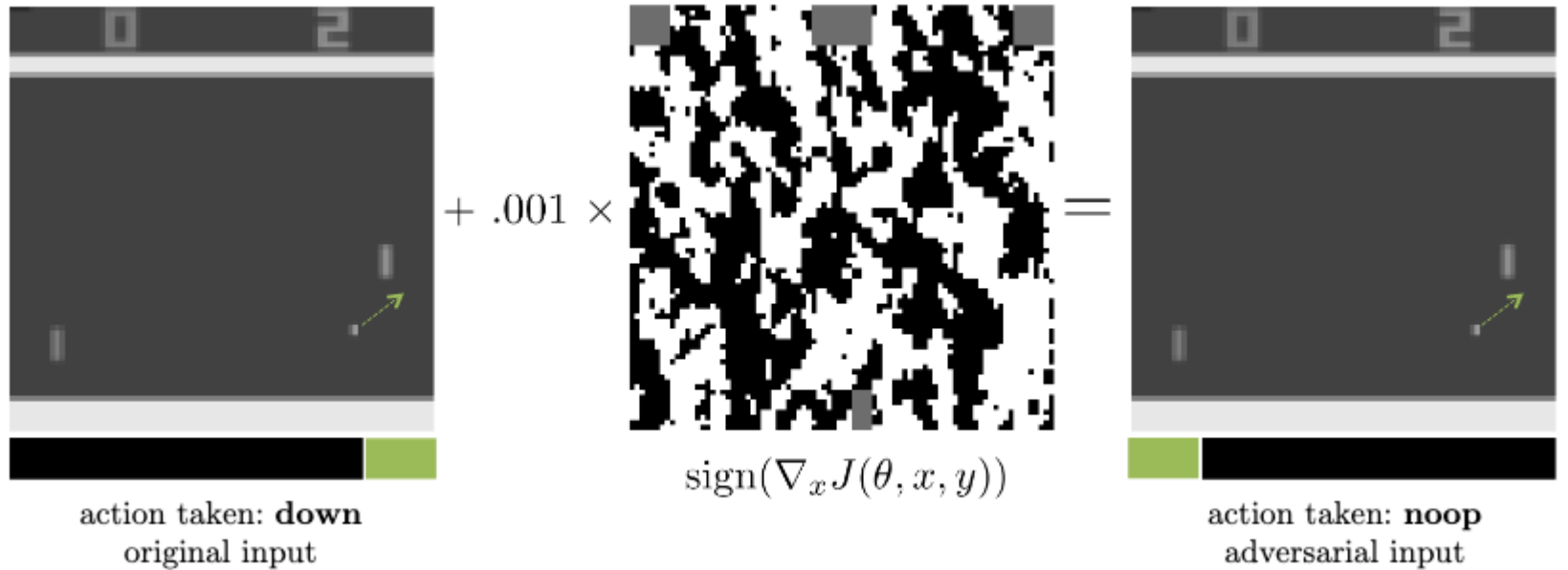
Adaptation du système et l'adaptation
du comportement de l'utilisateur
sont “vertueuses”

Est-ce toujours le cas ?

Négociation, compétition, politiques, etc.



Exemple adversaires pour l'apprentissage par renforcement



Confiance

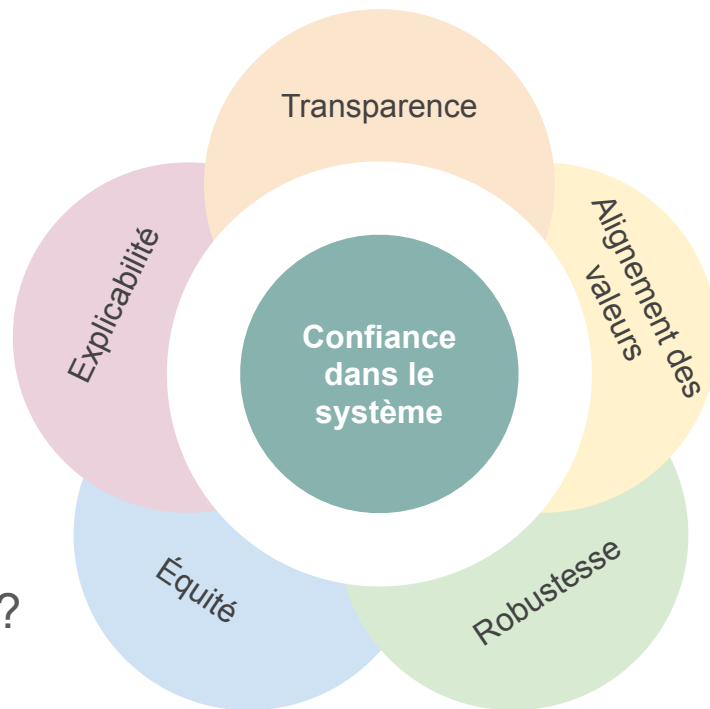
Implication de l'adaptabilité des systèmes

- **Prises de décision**
- **Autonomie du système**

Thèse d'**Oleksandra Vereschak**

Comment mesure t-on la confiance ?

Peut-on assurer une interaction de confiance
"par design" ? Quelle serait une telle certification ?



Références

Learning to Recognize Touch Gestures: Recurrent vs. Convolutional Features and Dynamic Sampling, Q. Debard, C. Wolf, S. Canu, and J. Arné, FG 2018

Learning 3D Navigation Protocols on Touch Interfaces with Cooperative Multi-Agent Reinforcement Learning, Q. Debard, J.S. Dibangoye, S. Canu, C. Wolf, ECML-PKDD 2019

How do People Train a Machine? Strategies and (Mis)Understandings. T. Sanchez, B. Caramiaux, J. Françoise, F. Bevilacqua, W. Mackay. *ACM CSCW* (sous presse)

Designing Deep Reinforcement Learning for Human Parameter Exploration. H. Scurto, B. Van Kerrebroeck, B. Caramiaux and F. Bevilacqua. *ACM ToCHI*. 2021

How to Evaluate Trust in AI-Assisted Decision Making? A Survey of Empirical Methodologies. O. Vereschak, G. Bailly and B. Caramiaux. *In review*

The Machine Learning Algorithm as Creative Musical Tool. R. Fiebrink and B. Caramiaux. *arXiv preprint arXiv:1611.00379*. 2018