

## Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle

---

Contribution à la caractérisation de l'affordance d'un environnement de travail industriel : une approche basée sur l'apprentissage profond combinant données réelles et synthétiques.

---

Date: 30 juin 2025

Auteurs : - **Sarah OUARAB**  
- David GARCIA  
- Nicolas RAGOT  
- Yohan DUPUIS



# Sommaire

1. Introduction
2. Méthodologie
3. Résultats et Conclusion
4. Perspectives

# 1

# Introduction

# Le projet Ecole De La Batterie (EDLB)

---

« **L'École de la Batterie** a pour objectif de soutenir activement la croissance de la filière française des batteries **en formant une main-d'œuvre qualifiée et compétente.**

[...] **besoins urgents de l'industrie** en offrant des programmes de **formation de pointe** pour doter nos étudiants de compétences indispensables [...] » [1]

[1] <https://ecoledelabatterie.fr/home/a-propos/>

## Problématique

Comment former rapidement et efficacement les opérateurs pour répondre aux exigences de l'industrie ?

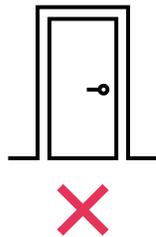


# Définition and illustration du concept d'affordance

**J.Gibson, 1979**

×

La capacité d'un objet à suggérer sa propre utilisation.



**D.Norman, 1988**

×

L'affordance résulte de la relation entre les propriétés d'un objet et les capacités de l'agent.



**S.Simonian, 2019**

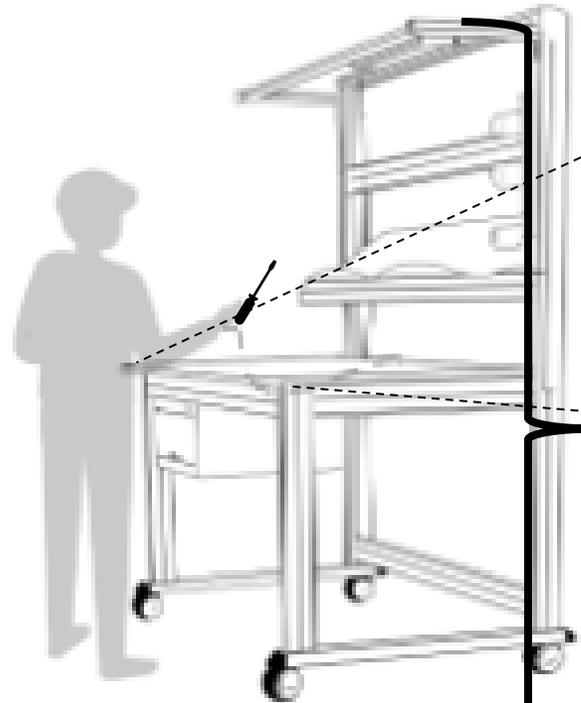
×

L'affordance dépend de ce que le sujet perçoit pour pouvoir agir.

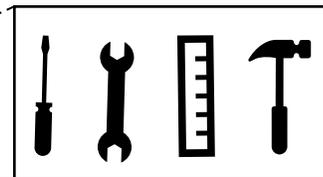


# L'affordance en industrie

---

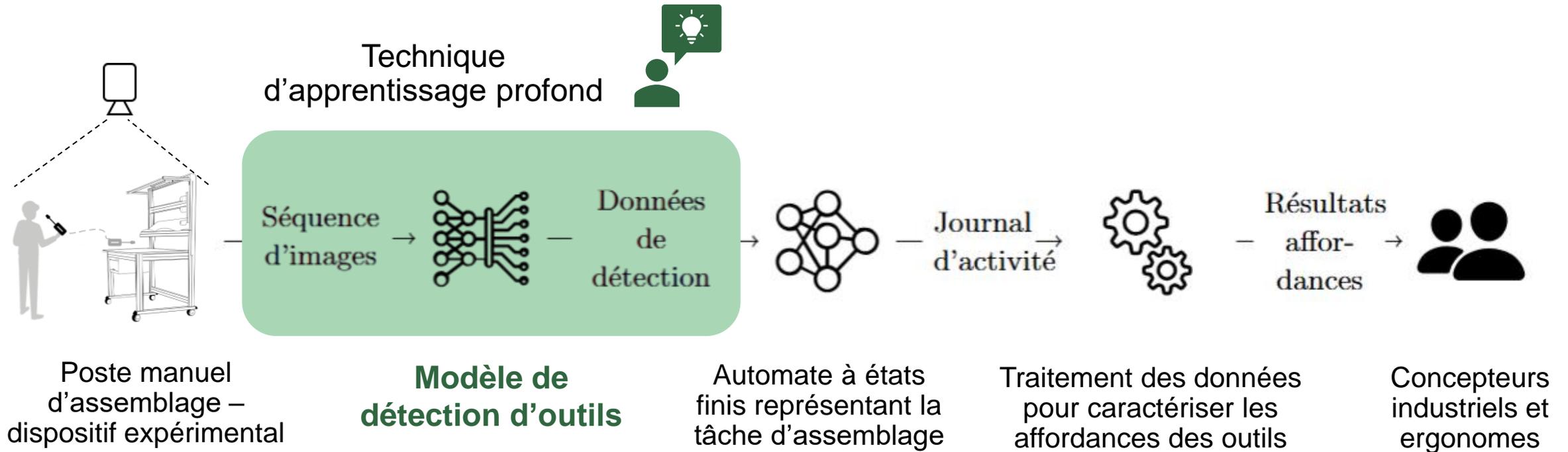


Un opérateur en industrie



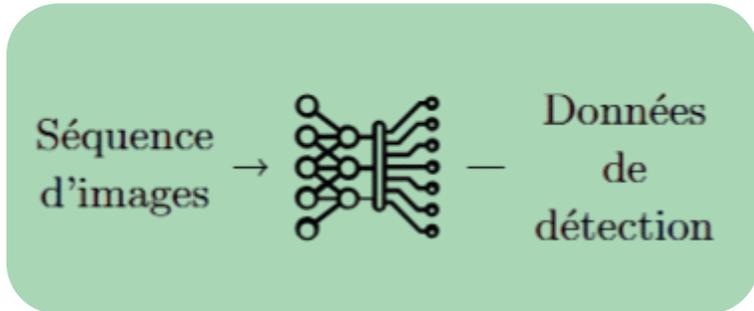
Percevoir les interactions  
humains-outils

# Pipeline de caractérisation des affordances en industrie



# Détection d'outils industriels

---



**Modèle de détection d'outils-  
basé sur les techniques  
d'apprentissage profond**



Manque ou absence de  
données dans le domaine  
industriel



Génération des données  
synthétiques à l'aide de  
jumeaux numériques

# Questions de recherche

---

- Comment caractériser les affordances des outils en analysant les interactions humain-outil (sélection de l'outil, utilisation, etc.) à l'aide d'un modèle de détection basé sur l'apprentissage profond ?
- Comment minimiser l'effort d'annotation des données réelles tout en assurant une caractérisation fiable des affordances des outils ?

# 2

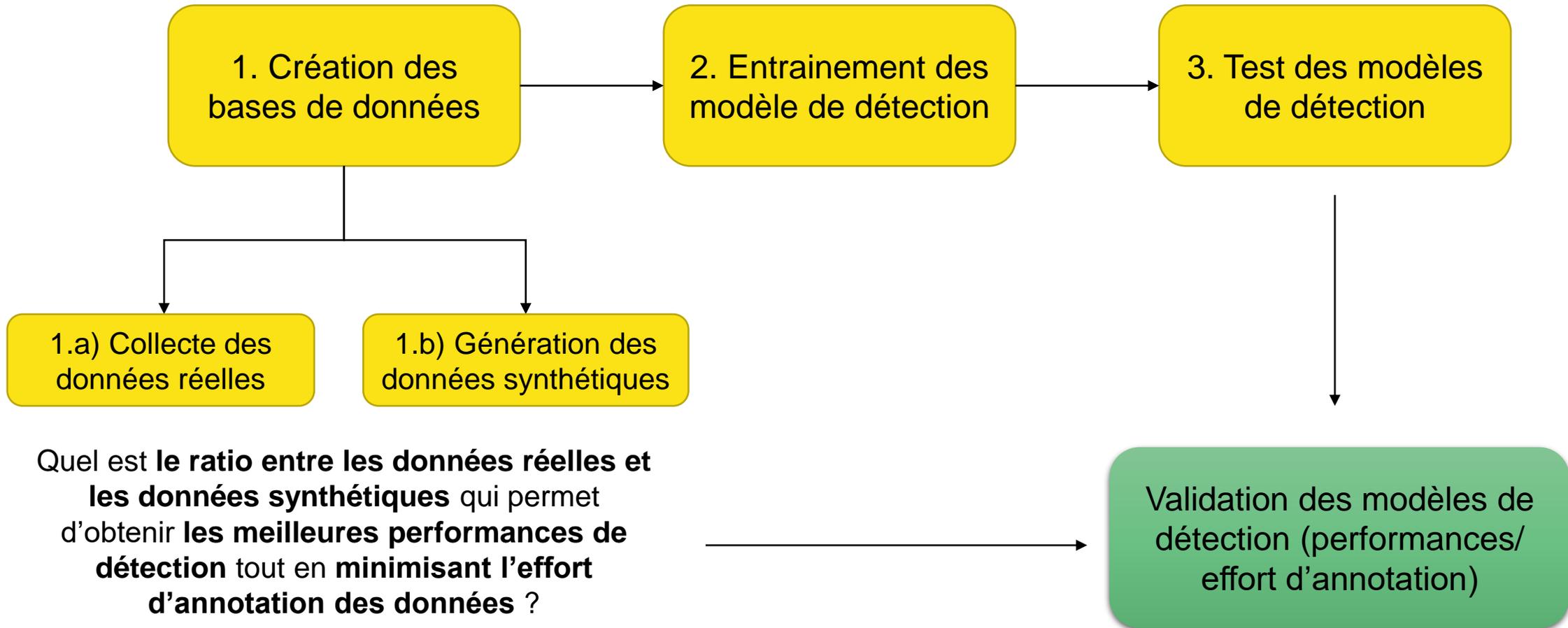
# Méthodologie

# Méthodologie

---

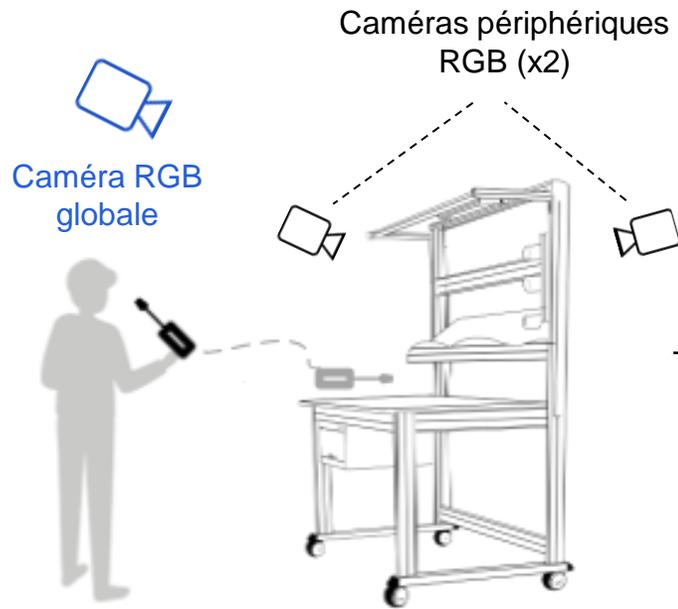


# Méthodologie

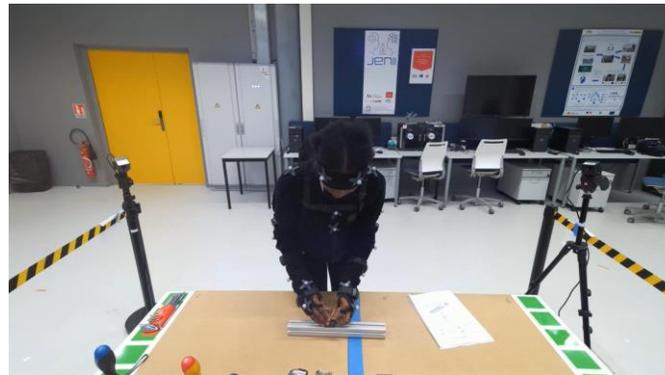


# 1. Création des bases de données

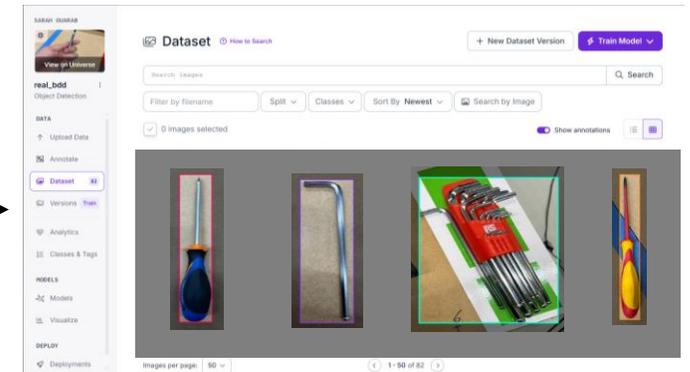
## 1.a) Collecte des données réelles



Setup expérimental



Collecte d'images réelles



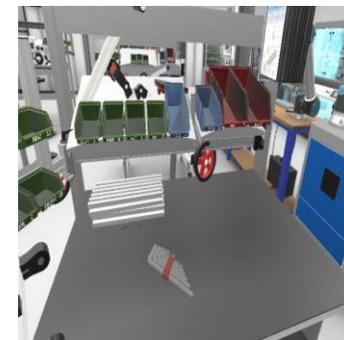
Annotation manuelle sur Roboflow de 200 images réelles

# 1. Création des bases de données

## 1.b) Génération des données synthétique



Jumeau numérique du poste de travail sur Unity



...

Génération de 320 images synthétiques annotées avec le package Perception

# 1. Création des bases de données

---

## 1. Bases de données d'entraînement

- 160 images réelles et 320 images synthétiques

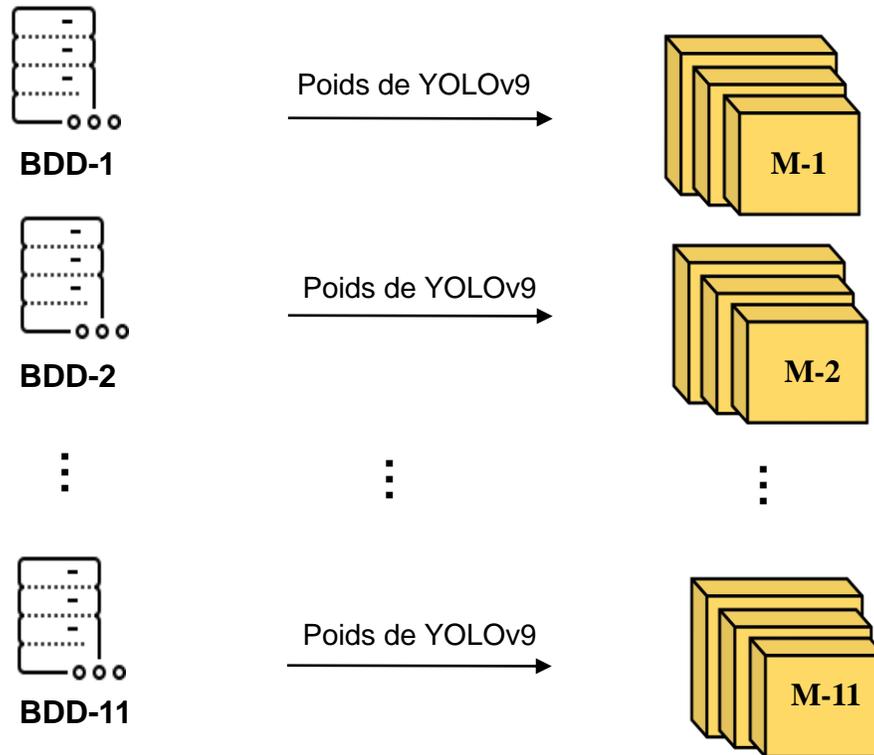
Base de données	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Images réelles (%/nb)	0% (0)	2% (6)	5% (16)	8% (26)	10% (32)	15% (48)	20% (64)	25% (80)	30% (96)	40% (128)	50% (160)
Images synthétiques (%/nb)	100% (320)	98% (314)	95% (305)	92% (294)	90% (288)	85% (305)	80% (256)	75% (240)	70% (224)	60% (192)	50% (160)
Taille de la bdd	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320	320

## 2. Base de données de test

- 40 images réelles

## 2. Entraînement et test des modèles de détections

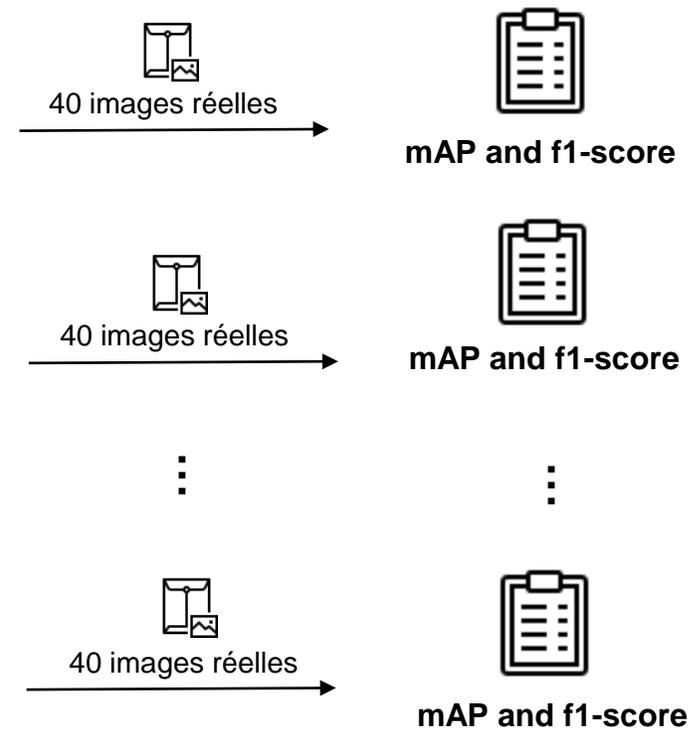
### 1. Entraînement des modèles de détection



Bases de données  
d'entraînement

Modèles de détection  
entraînés

### 2. Test des modèles de détections



Performances des modèles  
en mAP et f1-score

# 3

## Résultats et conclusion

# Métriques

---

## ➤ Mean Average Precision (mAP):

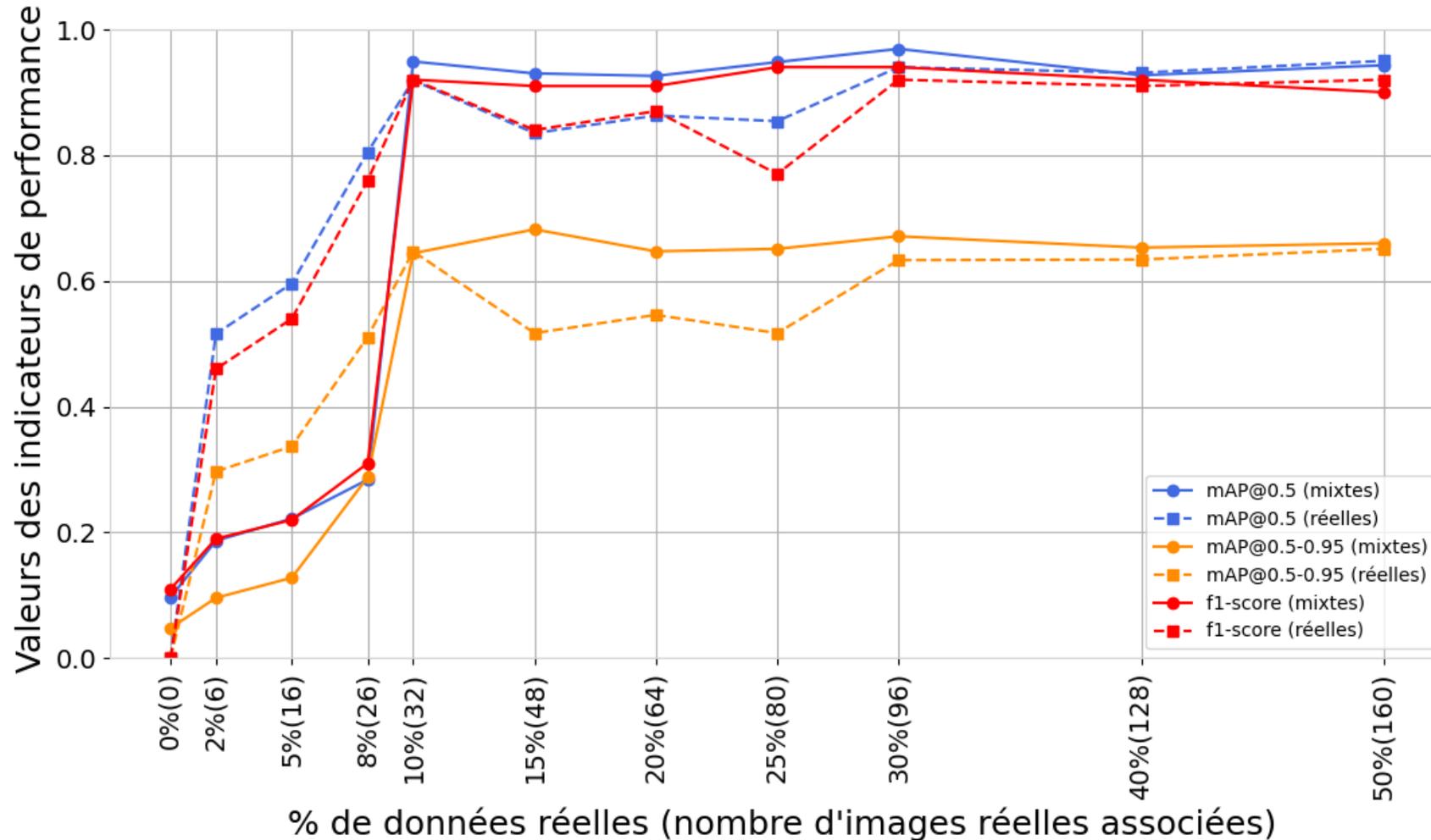
Évalue la **capacité du modèle à localiser correctement chaque outil**.

1. **mAP@50**: mesure la performance de détection à un seuil unique d'IoU (50 %).
2. **mAP@50:95**: fait la moyenne des mAP sur plusieurs seuils d'IoU (allant de 50 % à 95 %).

## ➤ F1-score

Évalue la capacité du modèle à équilibrer la **précision** (proportion d'outils détectés qui sont réellement des outils) et le **rappel** (proportion d'outils présents effectivement détectés).

# Résultats



## Conclusion

---

- ✓ l'ajout de données synthétiques à un **noyau minimal de données réelles** permet de **franchir un palier en termes de performances**.
- ✓ Associer **10 à 30 % de données réelles** à des données synthétiques permet d'optimiser les performances du modèle de détection.

# 4

# Perspectives

# Perspectives

---

- ❑ Améliorer la génération de données synthétiques (plus de points de vue, réduction de l'écart réaliste).
- ❑ Optimiser l'impact des données synthétiques pour réduire encore plus les besoins en annotations réelles.
- ❑ Intégrer le meilleur modèle de détection au pipeline de caractérisation des affordances

Merci pour votre  
attention

**CESI LINEACT**