

# Étude de Détection de Signatures sur Documents Réels

Léonard Fromont, Ouarda Fenek, Ilyes SAIS  
Équipe Data Scientist, Intellig IA

**Abstract**—Dans ce travail, nous étudions la détection de signatures manuscrites sur des documents scannés en proposant et comparant plusieurs architectures de type YOLO. Nous avons réalisé un *fine-tuning* sur un jeu de données interne (dénommé IntelligIA), rassemblant divers documents (assurances, contrats, formulaires). Les modèles sont évalués en termes de précision (mAP) et de temps d'inférence (CPU), afin de trouver le meilleur compromis pour une mise en production. Les résultats montrent que la version `yolo8s_finetune` obtient la meilleure performance (mAP50 = 0.955) pour un temps d'inférence raisonnable, la rendant idéale pour la détection automatique de signatures réelles.

## I. INTRODUCTION

La détection et la vérification de signatures manuscrites jouent un rôle crucial dans de nombreux domaines, notamment la finance et l'assurance, pour valider rapidement l'authenticité de documents [1]. Les modèles de type YOLO (*You Only Look Once*) se distinguent par leur rapidité et leur efficacité pour la détection d'objets dans des images [2]. Cependant, l'adaptation de ces modèles à la détection de signatures réelles implique de relever plusieurs défis : style de signature varié, présence de tampons, niveaux d'occlusion, etc. [3].

## II. PRÉSENTATION DES DONNÉES

Pour entraîner et évaluer nos modèles, nous avons utilisé trois jeux de données distincts :

- **COCO (transformé YOLO)** : Un jeu de données généraliste contenant des annotations variées (ex. personnes, objets). Bien qu'il ne contienne pas de classe *signature*, il sert d'initialisation *pre-trained* pour nos poids.
- **Dataset Tobacco-800** : Connu pour inclure des documents textuels scannés, parfois annotés (tampons, sceaux), ce qui rapproche davantage des documents réels. Après conversion au format YOLO, il a permis de renforcer la robustesse du modèle.
- **Dataset IntelligIA** : Construit en interne, il regroupe des centaines de documents (contrats, formulaires, etc.) annotés manuellement pour les signatures. Il s'agit du **jeu de données clé** pour le *fine-tuning*, afin d'améliorer spécifiquement la détection de signatures réelles.

## III. ARCHITECTURE YOLOV8S

YOLOv8s est une déclinaison compacte de la famille YOLOv8. Elle se compose :

- d'un **Backbone** léger (de type CSP ou Focus) chargé d'extraire des caractéristiques multi-échelles via des convolutions résiduelles.

- d'un **Neck**, généralement un module PAN-FPN permettant de fusionner les informations issues des différentes couches de convolution.
- d'une **Head** dédiée à la prédiction des bounding boxes, de la classe et des valeurs de *distribution focal loss* (DFL), essentielles à la précision de la localisation.

Grâce à sa structure optimisée, YOLOv8s offre un compromis intéressant entre la taille du modèle, la vitesse d'inférence et la qualité des prédictions. Dans ce projet, nous avons affiné les couches hautes du réseau à l'aide du **Dataset IntelligIA**, tandis que les poids de base proviennent d'un entraînement généraliste (*pré-entraînement COCO*).

## IV. MÉTHODOLOGIE D'ENTRAÎNEMENT

Nous avons configuré l'entraînement sur deux phases :

- 1) **Phase de pré-entraînement** : Utilisation des poids YOLOv8s déjà entraînés sur COCO et, partiellement, sur le Tobacco-800 (pour renforcer la détection d'éléments ressemblant à des signatures).
- 2) **Phase de Fine-Tuning** : Ajustement des couches supérieures (Head & Neck) sur le dataset IntelligIA pour capturer les spécificités des signatures réelles présentes dans les documents d'assurances, de contrats, et de formulaires.

Le critère d'évaluation inclut la **mAP @0.5**, la **mAP @0.5:0.95** (mAP50-95), la précision (P), le rappel (R) et le temps d'inférence CPU.

## V. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Le Tableau I montre les performances de nos quatre modèles (`yolo11n`, `yolo8n`, `yolo8s`, `yolo8s_finetune`) sur un ensemble test de **signatures** extraites des documents du dataset IntelligIA.

Table I  
PERFORMANCES DES MODÈLES YOLO SUR LA DÉTECTION DE SIGNATURES

Modèle	P	R	mAP50	mAP50-95	Inférence (ms)
yolo11n	0.898	0.88	0.923	0.557	300
yolo8s_finetune	0.935	0.912	0.955	0.668	150
yolo8s	0.943	0.916	0.950	0.662	120
yolo8n	0.900	0.881	0.925	0.549	80

On constate que `yolo8s_finetune` obtient la mAP50 la plus élevée (0.955), démontrant l'impact positif du fine-tuning sur des images annotées spécifiquement pour des signatures. Le `yolo11n`, plus volumineux, souffre d'un temps d'inférence plus long (300 ms), tandis que `yolo8n` est très

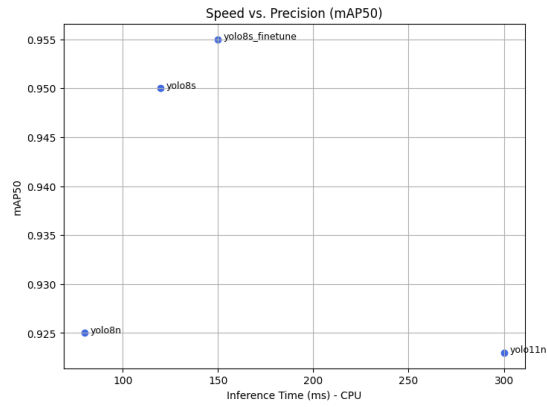


Figure 1. Performances des modèles YOLO sur la détection de signatures [4].

rapide (80 ms) mais sacrifie légèrement la précision (0.925). La version `yolo8s` (non finetunée) se situe entre ces extrêmes avec une mAP50 de 0.950 et 120 ms d'inférence.

## VI. CONCLUSION

Nos expérimentations révèlent que le modèle `yolo8s_finetune`, entraîné spécifiquement sur le **Dataset IntelligIA**, atteint le meilleur compromis entre précision (mAP50=0.955) et vitesse (150 ms) pour la détection de signatures. Cela permet une intégration en production où rapidité et fiabilité sont indispensables pour valider des documents administratifs ou juridiques. L'architecture YOLOv8s, grâce à un backbone léger et un module *Head* adapté, offre ainsi une solution robuste et efficace pour l'automatisation de la reconnaissance de signatures sur des documents réels.

## REFERENCES

- [1] M. K. Kalera, S. Srihari, and A. Xu, "Offline signature verification and identification using distance statistics," 2004.
- [2] S. Dey et al., "SigNet: Convolutional siamese network for writer independent offline signature verification," 2017.
- [3] M. A. Ferrer et al., "A behavioral handwriting model for static and dynamic signature synthesis," IEEE TPAMI, 2017.
- [4] D. Engin, A. Kantarcı, S. Arslan, H. K. Ekenel, "Offline Signature Verification on Real-World Documents," 2020.