

Livrable Final : Défi n°21 - Le Nimbus 3000

- **Auteur** : merlin-mordrede
- **Date** : 16 octobre 2025
- **Projet** : Benchmark d'optimizers pour un modèle de détection d'objets YOLOv8n dans le cadre du Workshop "Poudlard à l'EPSI/WIS".

1. Protocole Expérimental

L'objectif de ce projet était de comparer plusieurs algorithmes d'optimisation (optimizers) afin de déterminer le plus performant pour l'entraînement d'un modèle **YOLOv8n** sur une tâche de détection de personnages de la saga Harry Potter.

- **Méthodologie** : Un script Python a été développé pour automatiser l'entraînement du modèle avec chaque optimizer listé ci-dessous. Chaque test a été mené sur **10 époques** avec des hyperparamètres par défaut pour assurer une comparaison équitable.
- **Environnement** : Les entraînements ont été effectués sur un GPU NVIDIA Tesla T4. Le suivi des métriques a été réalisé via la plateforme Weights & Biases.
- **Optimizers Testés** : SGD, Adam, AdamW, RMSProp, Adagrad, Adadelata.

2. Résultats et Classement Final

L'expérimentation a montré des écarts de performance très importants. Le classement suivant est basé sur le score **mAP50**, qui mesure la précision globale de la détection.

🏆 Classement des Performances

1. 🥇 **SGD** : **81.7%** mAP50
2. 🥈 **Adam** : **49.2%** mAP50
3. 🥉 **AdamW** : **41.7%** mAP50
4. **RMSProp** : **5.9%** mAP50

Note : Les optimizers Adagrad et Adadelata ont échoué pour des raisons techniques (non-compatibilité avec la bibliothèque) et ne sont donc pas classés.

Tableau Récapitulatif des Résultats

Optimizer	Score mAP50	Score mAP50-95	Statut
🥇 SGD	81.7%	46.4%	Succès
Adam	49.2%	25.7%	Succès

AdamW	41.7%	21.0%	Succès
RMSProp	5.9%	2.5%	Succès (performance très faible)
Adagrad	-	-	Échec (non supporté)
Adadelta	-	-	Échec (non supporté)

3. Rapport d'Analyse

Analyse des Performances

Les résultats sont sans appel : l'optimizer **SGD (Stochastic Gradient Descent)** a offert des performances largement supérieures à toutes les alternatives. Avec un score de **81.7%**, il a démontré sa capacité à guider efficacement le modèle vers une solution très performante.

À l'inverse, les optimizers adaptatifs comme **Adam (49.2%)** et **AdamW (41.7%)**, bien que souvent plus rapides en début d'entraînement, ont convergé vers des solutions de qualité nettement inférieure. Le cas de **RMSProp (5.9%)** est extrême : il n'a pas permis au modèle d'apprendre, ce qui indique une forte incompatibilité de ses réglages par défaut avec notre tâche.

Analyse des Échecs Techniques

Les optimizers **Adagrad** et **Adadelta** n'ont pas pu être évalués en raison d'une incompatibilité avec l'implémentation de la bibliothèque **ultralytics**, qui ne les inclut pas dans sa liste d'options par défaut.

4. Conclusion & Recommandation

Pour la tâche de détection des personnages d'Harry Potter avec le modèle YOLOv8n, l'optimizer SGD est incontestablement le choix optimal.

Ce benchmark souligne un point crucial en deep learning : la popularité ou la complexité d'un algorithme ne garantit pas sa supériorité. Le classique et robuste SGD a prouvé qu'il restait une référence, capable de surpasser des méthodes plus modernes mais moins adaptées à ce contexte spécifique.

Annexe 1 : Grimoire des Optimizers

- **SGD (Stochastic Gradient Descent)** : Le plus fondamental. Il fait avancer l'apprentissage pas à pas dans la direction de l'erreur la plus forte. L'ajout de

"momentum" (inertie) l'aide à accélérer et à éviter les mauvais chemins. Il est réputé pour trouver des solutions qui généralisent très bien.

- **Adam (Adaptive Moment Estimation)** : Le "couteau suisse". Il adapte la vitesse d'apprentissage pour chaque paramètre du modèle, ce qui le rend très rapide. Cependant, cette vitesse peut parfois l'amener à une solution moins optimale que celle trouvée par SGD.
- **AdamW (Adam with Weight Decay)** : Une version corrigée et améliorée d'Adam. Il gère mieux la régularisation (une technique anti-triche pour l'IA), ce qui conduit souvent à de meilleures performances qu'Adam.
- **RMSProp (Root Mean Square Propagation)** : Un autre optimizer adaptatif qui ajuste la vitesse d'apprentissage. Il est historiquement important mais a été largement remplacé par Adam et AdamW, car il peut être très sensible aux réglages.

Annexe 2 : Guide des Métriques de Performance

IoU (Intersection over Union)

C'est le score de base qui mesure à quel point la boîte dessinée par l'IA (*prédiction*) correspond à la vraie boîte (*vérité terrain*). Il s'agit du ratio entre la surface de superposition des deux boîtes et la surface totale qu'elles occupent (de 0 à 1). Une détection est considérée "correcte" si son IoU dépasse un certain seuil (par ex. 0.5).

P — La Précision (Precision)

- **Question** : "Quand le modèle dit qu'il a trouvé un personnage, a-t-il raison ?"
- **Définition** : Le pourcentage de prédictions correctes parmi toutes les prédictions faites par le modèle.
- **Conclusion** : Une **haute précision** signifie que le modèle ne génère pas de "fausses alertes".

R — Le Rappel (Recall)

- **Question** : "Sur tous les personnages qui existent réellement, combien le modèle en a-t-il trouvé ?"
- **Définition** : Le pourcentage de personnages réels que le modèle a réussi à identifier.
- **Conclusion** : Un **haut rappel** signifie que le modèle oublie peu de personnages.

mAP50 (mean Average Precision @ IoU=0.50)

C'est la **métrique principale** pour évaluer la performance globale.

- **AP (Average Precision)** : Un score unique qui combine Précision et Rappel pour une seule classe.
- **mAP (mean Average Precision)** : La **moyenne des scores AP** sur toutes les classes de personnages.
- **@50** : Indique que le seuil d'IoU pour qu'une détection soit jugée correcte est de **0.50**.
- **Conclusion** : C'est le score de performance global du modèle, avec une condition assez souple sur le placement des boîtes.
-

mAP50-95

C'est une version **beaucoup plus stricte** du mAP. Elle calcule la moyenne des scores mAP sur 10 seuils d'IoU différents (de 0.50 à 0.95).

- **Conclusion** : Ce score pénalise fortement les boîtes mal placées. Un bon score ici signifie que le modèle est non seulement capable d'identifier les personnages, mais aussi de les localiser avec une **très grande précision**.