## samedi 25 mars 2023.

## Compte rendu : Notebooks de Machine Learning sur le jeu de données MNIST, & Transfer Learning et Fine-Tuning sur VOC2007

Contexte: Le notebook 1 présenté traite de la classification des chiffres manuscrits du jeu de données MNIST. Ce jeu de données est largement utilisé comme référence pour évaluer les performances des algorithmes de Machine Learning, en particulier ceux de l'apprentissage profond.

Avec le notebook 2 nous avons travaillé avec le jeu de données PASCAL VOC2007, qui contient environ 5000 images pour les ensembles d'apprentissage et de test, réparties en 20 classes avec des annotations « multi-labels ». Deux approches ont été explorées : l'extraction de caractéristiques profondes (Deep Feature extraction) et le Fine-tuning.

## Enseignements et résultats principaux:

- 1. Classification des modèles : Le notebook explore trois modèles pour résoudre la tâche de classification des chiffres manuscrits.
  - 1.A) Régression logistique: Modèle simple, sans couche cachée Précision sur le test : ~92,73%
  - 1.B) Perceptron multicouche (MLP) : Modèle avec une seule couche cachée de taille 100 Précision sur le test :  $\sim 97.90\%$
  - 1.C) Réseau de neurones convolutif (ConvNet) : Modèle avec deux couches convolutives et de pooling suivies d'une couche cachée Précision sur le test : ~99,25% Le ConvNet a montré la meilleure performance pour la tâche de classification.
- 2. Manifold Untangling: Le notebook utilise également t-SNE (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding) pour réduire la dimensionnalité des données et les visualiser en deux dimensions. Cette technique permet de mieux comprendre les relations entre les classes et d'analyser les caractéristiques des données.
  - En utilisant la méthode "best\_ellipses", des ellipses de confiance sont ajustées pour chaque classe, et la méthode "neighboring\_hit" est utilisée pour évaluer la proximité des points appartenant à la même classe.
  - Les résultats montrent que t-SNE permet d'obtenir une représentation en deux dimensions des données MNIST qui préserve les structures de classes.
- 3. Extraction de caractéristiques profondes (Deep Feature extraction) :

L'extraction des caractéristiques profondes a été réalisée en utilisant un modèle pré-entraîné ResNet50. Les caractéristiques ont été extraites après la couche de "Average Pooling" à l'aide d'un mécanisme de hook PyTorch. Les caractéristiques ont été extraites pour l'ensemble des données d'entraînement et de test. Ensuite, un modèle linéaire simple a été entraîné sur les caractéristiques profondes extraites. La fonction de perte utilisée pour ce problème de classification multi-label était la binary\_cross\_entropy\_with\_logits. Après 20 époques, les scores de précision moyenne (AP) pour l'entraînement et les tests étaient de 92.30 et 83.40, respectivement.

## 4. Fine-tuning:

Le Fine-tuning a été réalisé en adaptant le modèle ResNet50 pré-entraîné en remplaçant et réinitialisant la dernière couche entièrement connectée. L'optimiseur et la fonction de perte sont restés les mêmes que pour l'extraction de caractéristiques profondes.

Après 20 époques d'entraînement, les scores de précision moyenne (AP) pour l'entraînement et les tests étaient de 99.99 et 87.23, respectivement.

En résumé, le notebook 1 explore plusieurs modèles de Machine Learning pour la classification des chiffres manuscrits du jeu de données MNIST et utilise t-SNE pour visualiser les données en deux dimensions. Les résultats montrent que les réseaux de neurones convolutifs sont les plus performants pour cette tâche, avec une précision de test d'environ 99,25%.

Dans le notebook 2 l'extraction de caractéristiques profondes et le fine-tuning ont été explorés pour résoudre un problème de classification multi-label sur un ensemble de données d'images. Les résultats montrent que le fine-tuning a abouti à une meilleure performance sur l'ensemble de test, avec un score AP de 87.23, comparativement à 83.40 pour l'extraction de caractéristiques profondes. Cela suggère que le fine-tuning permet d'obtenir de meilleurs résultats pour ce problème spécifique.