PROJET-DEEP-LEARNING

Sorbonne Data Analytics, 2024/2025

Classification de Panneaux de Signalisation Routière

La classification des panneaux de signalisation routière est un domaine crucial en vision par ordinateur, impliquant l'identification et la catégorisation des panneaux pour réguler la circulation routière. Ce projet analyse la méthodologie de développement d'un modèle de Deep Learning optimisé pour cette tâche.

M by Marius Ayrault



Contexte





Motivation

La reconnaissance automatique des panneaux de signalisation est essentielle pour le développement des systèmes de conduite autonome et d'assistance à la conduite (ADAS).

Objectifs

Concevoir un modèle de deep-learning performant pour la classification de panneaux de signalisation, en utilisant le dataset GTSRB. Ce modèle devra être précis, robuste, et capable de généraliser dans des conditions variées.

Réalisations





Utilisation de techniques comme la rotation, le retournement, le zoom et le recadrage pour augmenter la diversité des échantillons et améliorer la généralisation.



Exploration de la régularisation

Utilisation de **Dropout**pour **limiter le surapprentissage** et de **Batch Normalization**pour **stabiliser et accélérer**l'entraînement.



Développement de modèles optimisés pour la classification

Optimisation d'un modèle CNN et d'un modèle ResNet inspiré, comprenant le réglage des hyperparamètres afin d'augmenter la précision et la robustesse.

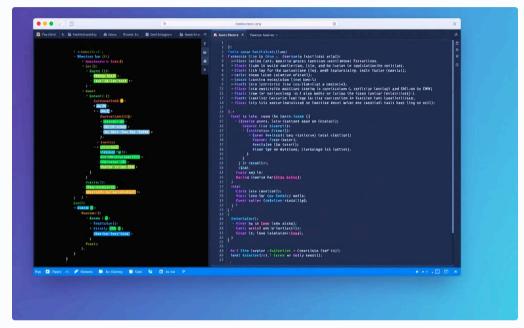


Expérimentation sous conditions adverses

Tests des modèles
dans des
environnements
adverses incluant du
bruit, des mouvements
et des occlusions, pour
évaluer la robustesse
du modèle.

Dataset et Prétraitement des Données





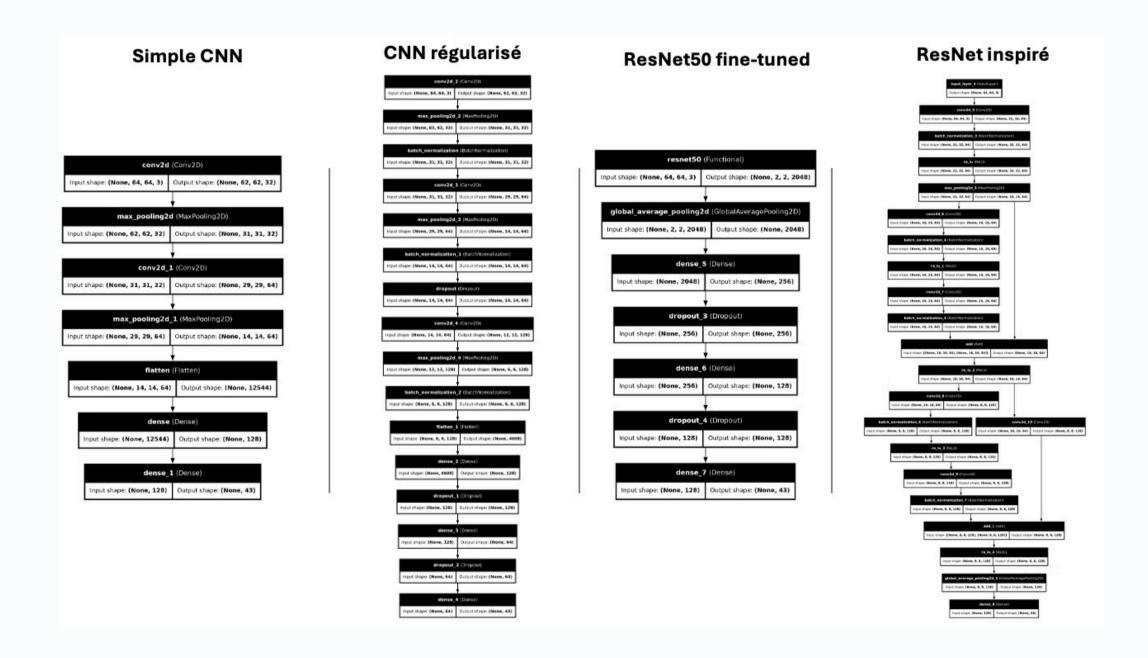
Présentation du Dataset GTSRB

Le dataset **GTSRB** est composé de milliers d'images de **panneaux de signalisation routière**. Il est utilisé pour l'entraînement et l'évaluation des modèles de vision par ordinateur. Il contient **43 classes** distinctes de panneaux de signalisation, chaque image comportant des métadonnées telles que la **forme**, la **couleur** et l'**ID** du pictogramme.

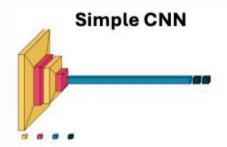
Prétraitement des Données

Le prétraitement des données comprend des étapes telles que le redimensionnement et la normalisation des images, la division des données en ensembles d'entraînement, de validation et de test, l'augmentation des données pour améliorer la robustesse du modèle et l'encodage des étiquettes en one-hot encoding.

Architecture

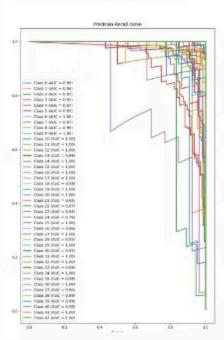


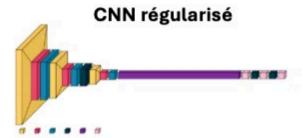
Méthodologie et Modèles



Précision: 93.4% Rappel: 94.0% F1-score: 93.9% AUC-ROC: 0.9988

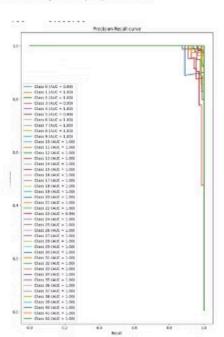
Précision Moyenne (AP): 0.9750

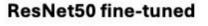




Précision : 98.6% Rappel : 98.6% F1-score : 98.6% AUC-ROC : 0.9999

Précision Moyenne (AP): 0.9987

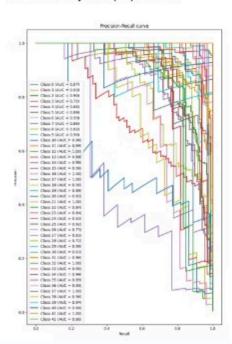


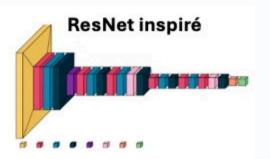




Précision : 84.2% Rappel : 84.2% F1-score : 84.2% AUC-ROC : 0.9941

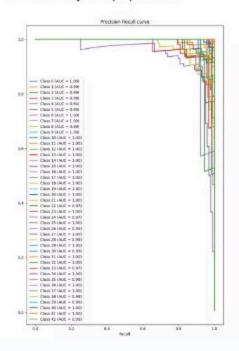
Précision Moyenne (AP): 0.9036



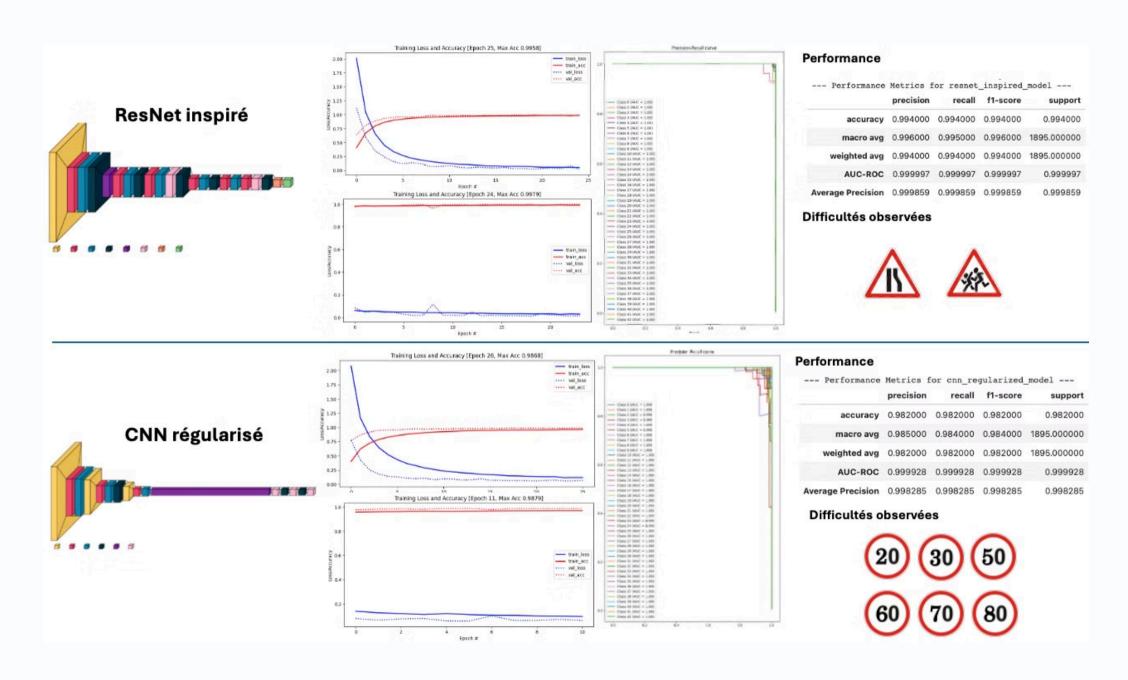


Précision: 94.7% Rappel: 94.7% F1-score: 94.6% AUC-ROC: 0.9996

Précision Moyenne (AP): 0.9930



Entraînement et Expérimentation



Analyse des résultats



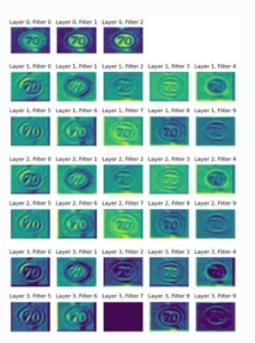
Activations des Couches

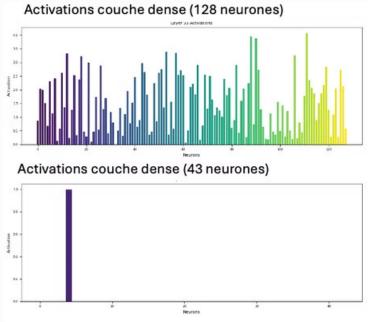
Les activations des couches d'un CNN révèlent les caractéristiques spécifiques apprises à chaque étape. Visualiser ces activations aide à comprendre les motifs visuels détectés et à identifier des problèmes comme l'overfitting.

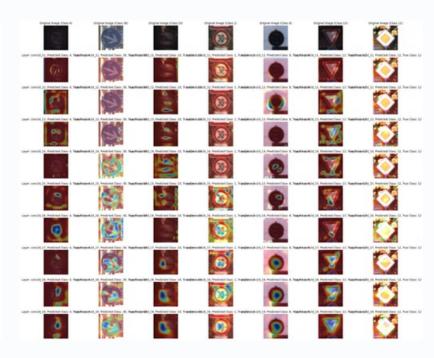


Analyse via Grad-CAM

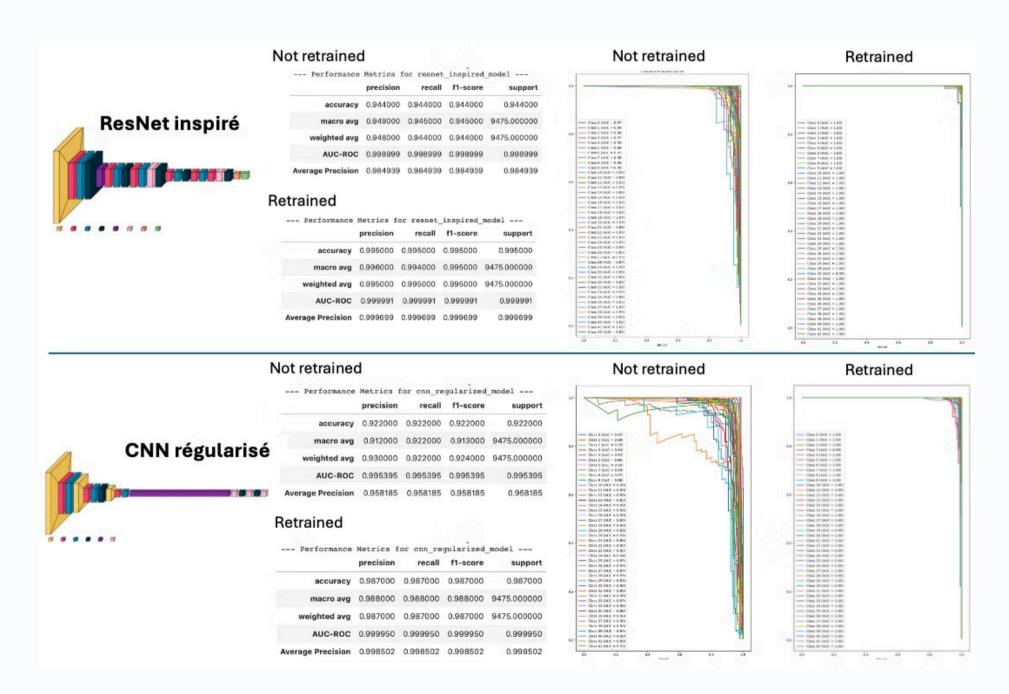
La technique **Grad-CAM** permet d'identifier visuellement les **zones influençant le plus la prédiction du modèle**, évaluant ainsi la pertinence de ses choix.







Test en conditions adverses



Conclusion



Choix du modèle

Le modèle 'ResNet Inspired'
excelle dans des conditions
difficiles, tandis que le 'CNN
Regularized' est plus adapté aux
ressources limitées.



Complexité et performance

La performance dépend plus de la qualité de l'entraînement que de la complexité du modèle.



Lessons Learned

Importance d'une bonne gestion de notebook pour optimiser les temps de chargement et garantir une analyse efficace.



Workflow

Il est crucial de valider la cohérence du workflow avant d'entraîner un modèle de deep learning.



Techniques d'analyse

Une analyse approfondie via des techniques avancées permet d'optimiser les performances selon le problème à résoudre.



Robustesse

Les architectures profondes, comme "ResNet Inspired", résistent mieux au bruit, crucial pour des applications réelles.